



Vanessa Vitorino Chamorrinha

Mestrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores

GESTÃO ENERGÉTICA DE UM EDIFÍCIO COM BASE NA PREVISÃO DO NÚMERO DE PESSOAS

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em
Engenharia Electrotécnica e de Computadores

Orientador: João Francisco Alves Martins,
Professor Auxiliar, Faculdade de
Ciências e Tecnologia da
Universidade Nova de Lisboa

Co-orientador: Celson Pantoja Lima, Professor,
Universidade Federal do Oeste
do Pará

Júri:

Presidente: Prof. Doutor João Miguel Murta Pina
Arguente: Prof. Mestre Pedro Miguel Negrão Maló



FACULDADE DE
CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE NOVA DE LISBOA

Abril, 2012

Copyright

GESTÃO ENERGÉTICA DE UM EDIFÍCIO COM BASE NA PREVISÃO DO NÚMERO DE PESSOAS

Vanessa Vitorino Chamorrinha - Todos os direitos reservados.

A Faculdade de Ciências e Tecnologia e a Universidade Nova de Lisboa têm o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objectivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

*“If you can look into the seeds of time, and say which grain will grow and which will not, speak
then unto me. ”*

William Shakespeare

Agradecimentos

Primeiramente gostava de agradecer a todos os que me apoiaram e que acreditaram que esta tese era possível.

Gostava de agradecer ao Doutor João Francisco Alves Martins pela orientação e disponibilidade e ao Doutor Celson Pantoja Lima pela co-orientação prestada.

Ao José Alberto Carvalho pela ajuda, carinho, atenção e paciência.

À minha família pelo apoio incondicional e incentivo.

À Catarina Lucena e ao Márcio Mateus pelas dicas rápidas e pela porta sempre aberta.

Aos bons ouvintes e de conselhos sábios: Inês Besugo, Raquel Melo, Pedro Almeida, Eduardo Santos, João Xalaça, Tiago Teixeira e Ricardo Legas.

Ao Bruno Caixinha, Bruno Duarte, Catarina Domingues, Joana Martelo, Pedro Caldeira, Fábio Januário, Pedro Oliveira, Bruno Valente, Miguel Marques, Pedro Gomes, Ricardo Mendonça, e tantos outros os momentos divertidos.

Ao Vitor Astúcia e Gonçalo Azevedo pelo companheirismo.

Ao professor José Barahona da Fonseca pelo tempo despendido.

Ao Departamento de Engenharia Electrotécnica da Universidade Nova de Lisboa pelo uso das instalações e por ter sido ao longo destes anos uma segunda casa.

Aos amigos mais antigos a paciência.

E aos amigos que estão longe Marta Kordaz, Malgorzata Biskupiak e Binnur Avci, pelo apoio, porque não existe distância para a amizade.

Resumo

Actualmente, todos os edifícios são projectados de forma a serem o mais eficientes possível. Essa eficiência pode ser afectada por vários factores e tem como objectivo a poupança de energia e recursos. Neste seguimento surgem os edifícios denominados inteligentes, capazes de fazer uma gestão integrada dos seus recursos com o propósito de maximizarem a eficiência energética do edifício. Estes métodos de gestão já estão bastante estudados e vão desde o controlo da iluminação ao controlo da climatização. Estes sistemas em particular são fortemente influenciados pela presença humana no edifício, pelo que o número de pessoas é um factor essencial a ter em conta para se conseguir um melhor nível de gestão.

Com esta variação constante do fluxo de pessoas num edifício, não pode este adaptar-se a esse fluxo variável, de modo a proporcionar um ambiente acolhedor e ao mesmo tempo garantir uma melhor eficácia energética? Uma vez que não existem estudos de previsão do fluxo de pessoas que passam num edifício, é impossível otimizar recursos, como iluminação ou climatização, de forma a reduzir o desperdício de energia.

Esta dissertação foca-se na previsão do fluxo de pessoas no interior de um edifício, de modo a poder gerir os consumos energéticos da maneira mais eficiente possível. Esta gestão é feita através de uma aplicação baseada nos dados de utilização do espaço no passado, que permite prever qual a ocupação no futuro desse espaço. Dependendo do número de pessoas que ocupará uma divisão, os equipamentos de climatização presentes nela serão regulados de maneira diferente. Existem vários métodos para realizar essa previsão pelo que serão estudados alguns e escolhido o que for mais conveniente. Ao fazer este tipo de previsões podem obter-se ganhos em termos de eficiência energética, pois uma divisão com uma taxa de ocupação baixa não precisa de utilizar os mesmos recursos energéticos que uma divisão com uma taxa de ocupação mais alta.

Palavras Chave: Redes Neurais; Edifícios Inteligentes; Eficiência Energética; Previsão; Fluxo de pessoas.

Abstract

Nowadays all the buildings that are built are designed to be as efficient as possible. This efficiency can be affected by several factors and has the goal of saving energy and resources. Following this idea come the intelligent buildings, that are able to manage its resources in an integrated way in order to save energy. These management methods are already well studied and this will perform the control of the lighting to climate control. These systems in particular are strongly influenced by human presence in the building, so the number of people is an essential factor to take into account in any savings that can be achieved.

With this changing of the flow of people in a building, can't a building adapt to this variable flow, in order to provide a welcoming environment while ensuring a better energy efficiency? Since there are no studies to predict the flow of people passing a building, it is impossible to optimize resources, such as lighting or air conditioning in order to reduce wasted energy.

This dissertation focuses on predicting the flow of people inside a building in order to manage energy consumption as efficiently as possible. This management is done through an application based on data from the past use of space, which allows us to predict the future occupation of that space. Depending on the number of people who will occupy a room, the HVAC (Heating, Ventilation and Air-conditioning Control) equipment present in it will be regulated differently. There are several methods to accomplish this prediction by some to be studied and chosen what is most convenient. Making this kind of predictions can be obtained gains in energy efficiency, as a division with a low occupancy rate does not need to use the same energy resources that a division with a higher occupancy rate.

Keyword: Neural Networks; Intelligent buildings; Energy Efficiency; Prevision; Flow of people.

Acrónimos

BD Base de Dados

COM *Component Object Model*

DA Diagramas de Actividade

DC Diagramas de Classe

DER Diagrama de Entidade e Relacionamento

DDL *Data Definition Language*

DLL *Dynamic-Link Library*

DS Diagramas de Sequência

HVAC *Heating, Ventilation and Air-conditioning Control*

ID Identificação

IP *Internet Protocol*

MATLAB *MATrix LABoratory*

RNA Rede Neuronal Artificial

RNAs Redes Neurais Artificiais

SAC Sistemas Adaptativos Complexos

SAP Serviço de Atendimento Permanente

SGP Sistema de Gestão e Previsão

SIDA Sentir-Interpretar-Decidir-Agir

SQL *Structured Query Language*

UML *Unified Modeling Language*

WS *Web Service*

WSs *Web Services*

Conteúdo

Agradecimentos	vii
Resumo	ix
Abstract	xi
Acrónimos	xiii
1 Introdução	1
1.1 Enquadramento do problema	2
1.2 Problemática	3
1.3 Objectivos	4
1.4 Método de trabalho	4
1.5 Estrutura de capítulos	6
2 Previsão	7
2.1 Análise dos dados base	8
2.2 Previsão de Séries Temporais	8
2.2.1 Características das séries temporais	8
2.2.2 Métodos de Previsão	9
3 Modelos	15
3.1 Modelo Geral	15
3.1.1 Visão Global	16
3.1.2 Visão Funcional	17
3.1.3 Visão Arquitectural	20
3.2 Modelo Particular	21
3.2.1 Visão Estrutural	21
4 Implementação	27
4.1 Escolhas Tecnológicas	27
4.1.1 <i>C#</i>	28
4.1.2 <i>Visual Studio 2008</i>	28
4.1.3 <i>Matlab</i>	28
4.1.4 Integração <i>Matlab</i> vs <i>Visual Studio 2008</i>	29
4.2 DER	30

4.2.1	Descrição das entidades	30
4.3	Visão Estática	32
4.3.1	<i>Form1</i>	33
4.3.2	<i>Form2</i>	36
4.3.3	<i>RedesNeu</i>	36
4.4	Visão Dinâmica	37
4.4.1	Diagramas de Sequência	37
4.4.2	Diagramas de Actividade	40
4.5	Interface	43
5	Testes e Exemplo Ilustrativo da Aplicação	45
6	Conclusões	59
	Bibliografia	63
A	Redes Neurais	67
A.1	Definição	67
A.2	Topologia	69
A.3	Função Activação	70
A.4	Aprendizagem e Treino	71
A.5	<i>Backpropagation</i>	73
A.6	Dados a utilizar na rede	74
A.7	Aplicações	74

Lista de Figuras

1.1	Estatística de frequência de alunos e professores no segundo semestre de 2010 num escola secundária [Vasco, 2010].	5
2.1	Cálculo das Médias Móveis [Faria et al., 2008]	10
3.1	Distribuição dos intervenientes no sistema global	15
3.2	Visão global do sistema	17
3.3	Diagrama de Casos de Uso	18
3.4	Resumo das opções disponíveis no sistema e respectivos requisitos	19
3.5	Arquitectura do sistema	20
3.6	RNA implementada com quatro entradas	22
3.7	Previsão do número de pessoas para o mês de Janeiro	22
3.8	Vista ampliada da previsão do número de pessoas para o mês de Janeiro	23
3.9	Exemplo da RNA implementada	23
3.10	Previsão de RNA implementada com três entradas	24
3.11	Respresentação de uma divisão com as várias RNAs associadas	24
3.12	Respresentação de um edifício com várias divisões com RNA anual	25
3.13	Previsão de RNA implementada com quatro entradas	26
4.1	Representação da interacção entre tecnologias	27
4.2	Diagrama de Entidades e Relacionamentos	30
4.3	Diagrama de classes	33
4.4	Estrutura da classe <i>Form1</i>	34
4.5	Exemplo dos <i>arrays aux_train</i> e <i>aux_train7</i>	35
4.6	Métodos da classe <i>Form1</i>	35
4.7	Estrutura da classe <i>Form2</i>	36
4.8	Estrutura da classe <i>RedesNeu</i>	37
4.9	Diagrama de Sequência relacionado com a opção de Histórico	38
4.10	Diagrama de Sequência relacionado com a opção de Previsão	39
4.11	Diagrama de Sequência relacionado com a opção de Previsão 7 dias	39
4.12	Diagrama de Sequência relacionado com a opção de Mapa	40
4.13	Diagrama de Actividade relacionado com o treino feito em <i>Matlab</i>	41
4.14	Diagrama de Actividade relacionado com a previsão feito em <i>Matlab</i>	42
4.15	Interface	43

5.1	Treino da RNA	45
5.2	Gráfico do erro em função do número de neurónios na camada interna	46
5.3	Gráfico do treino da rede neuronal	47
5.4	Gráfico referente à previsão do número de pessoas da rede neuronal	48
5.5	Gráfico da simulação da rede neuronal	48
5.6	Gráfico do número de pessoas após ter sido escolhida a opção <i>Historic</i>	49
5.7	Visualização da interface após ter sido escolhida a opção <i>Map</i>	50
5.8	Histórico da semana 1 do mês de Novembro de 2011	51
5.9	Treino para o histórico de 31 a 6 de Novembro	52
5.10	Simulação de 31 a 6 de Novembro de 2011	52
5.11	Interface de previsão de 31 a 6 de Novembro de 2011	53
5.12	Simulação de 31 de Outubro a 4 de Novembro de 2011	53
5.13	Simulação de 5 a 6 de Novembro de 2011	54
5.14	Histórico de duas semanas do mês de Novembro	54
5.15	Treino para o histórico de 31 de Outubro a 13 de Novembro	55
5.16	Simulação de 31 de Outubro a 13 de Novembro de 2011	55
5.17	Previsão de 31 de Outubro a 13 de Novembro de 2011	56
5.18	Alterações na simulação da previsão de 31 de Outubro a 13 de Novembro de 2011 .	56
5.19	Previsão de 31 de Outubro a 6 de Novembro de 2011 com alteração na Temperatura para 15°C	57
A.1	Diagrama de blocos do funcionamento do sistema nervoso	67
A.2	Neurónio [SGABCS, 2010]	68
A.3	Modelo de um neurónio artificial [Haykin, 1999]	68
A.4	Modelo de rede com uma camada única de neurónios [Haykin, 1999]	69
A.5	Modelo de rede com várias camadas de neurónios [Haykin, 1999]	70
A.6	Modelo de orientação dos sinais que percorrem a rede [Haykin, 1999]	70
A.7	Classificação de algoritmos de aprendizagem [Chakraborty, 2010]	72

Lista de Tabelas

5.1	Características do Histórico - Intervalos de valores definidos	51
A.1	Descrição das funções de activação	71

Capítulo 1

Introdução

Nos tempos que correm a principal preocupação está virada para a escassez dos recursos naturais, fontes da energia que é usada todos os dias. Este facto leva a uma maior preocupação quanto à poupança de energia, pelo que este deve ser factor de ponderação aquando da gestão de um espaço. A gestão de um espaço seria mais eficaz a nível energético se soubesse de antemão quantas pessoas iriam ter nesse dia. Para taxas de ocupação elevada poderiam ser preparadas várias salas, de modo a criar conforto energeticamente eficiente. O conforto das pessoas é, em qualquer espaço, fundamental para uma boa prestação ou ainda um bom estímulo para a pessoa se sentir bem no espaço em que se encontra. Quando existe conforto existe vontade de estar no espaço, e se se puder proporcionar às pessoas, sejam trabalhadores, alunos, turistas ou compradores, um bom ambiente envolvente, estas ficarão mais satisfeitas, e por retroacção positiva irão melhorar o ambiente. Segundo [Azevedo and Rodrigues, 2006] trabalhadores felizes rendem mais às empresas.

Do lado das empresas, escolas, hospitais ou outro tipo de edifícios, existe uma vontade dos gestores de reduzir despesas. Um gestor nesta dissertação é considerado não só a pessoa responsável por gerir um edifício, mas acima de tudo um sistema de gestão técnica automática, que permite gerir os recursos energéticos de um edifício automaticamente.

Estes recursos vão desde recursos humanos a recursos energéticos. Nestes últimos, temos os exemplos: da iluminação, que pode ser controladas através de dispositivos que regulem a sua intensidade, ou da temperatura, que é regulada através de sistemas de ar condicionado, e ainda os ecrãs digitais associados a publicidade que não necessitam de funcionar, se a sala em que se situa não estiver ocupada.

Para responder a estes aspectos de eficiência energética, os edifícios ditos inteligentes, fazem a gestão de grande parte dos recursos presentes num edifício, utilizando sempre que possível fontes de energia renovável. Contudo, se o gestor do edifício não tiver a sensibilidade ou possibilidade para saber o número de pessoas que o ocupam e como se movimentam nele, é muito difícil preparar os vários espaços convenientemente. Presentemente, os edifícios não se encontram preparados para receber um fluxo de pessoas no seu interior e adaptarem-se a esta variação do número de pessoas de uma forma automática. Ao não se adaptarem acabam por consequentemente não maximizar a poupança de recursos e energia.

1.1 Enquadramento do problema

Segundo [Kennedy, 2011] em muitos campos, a previsão tornou-se um método de antecipar o que irá acontecer no futuro, e com base nisso tomar decisões. No entanto a previsão é um método de adivinhação incerto, pois os dados do futuro ainda não existem. A forma de contornar este facto é a recolha de dados do presente, que conjuntamente com dados recolhidos no passado, e excluindo casos de ruído, criam um conjunto de dados que poderá caracterizar o futuro.

Nem todos os sistemas se podem prever, mas podem-se caracterizar e adaptar a mudanças que ocorram no ambiente que os envolve. A este tipo de sistemas chamam-se sistemas adaptativos. Para controlar este tipo de sistemas criam-se controladores adaptativos, cujo objectivo é ajustar os comportamentos do sistema, de modo a que este seja capaz de se adaptar a certas circunstâncias, e que a sua saída não ultrapasse certos limites aceitáveis. Estes ajustes são possíveis, visto que os parâmetros do próprio controlador são ajustáveis.

Como existe uma vasta variedade de sistemas adaptativos, ou seja sistemas que têm a capacidade de mudar e aprender através da experiência, estes são considerados complexos e denominam-se Sistemas Adaptativos Complexos (SAC). Segundo [Iamamoto and Gaillard, 1999], um exemplo de um SAC é o cérebro e os mecanismos cerebrais, onde todos os neurónios são semelhantes, e todos são capazes de se adaptar a funções diferentes.

Estes sistemas podem ser descritos através de um comportamento de Sentir e Responder, em que eles sentem ou captam informação proveniente do ambiente onde estão inseridos e como resposta tentam adaptar-se ao meio, que consequentemente faz despoletar uma evolução do próprio sistema. Este modo de perceber e responder a alterações torna os sistemas dinâmicos e autónomos com a possibilidade de tomarem decisões face à informação recolhida. Este comportamento pode ser caracterizado através do ciclo Sentir-Interpretar-Decidir-Agir (SIDA). [Dervitsiotis, 2007] explica que inicialmente começa-se por identificar e escolher os dados mais convenientes. De seguida na fase de Interpretar, os dados são transformados em informação que pode ser processada e que passa para a próxima fase. É na fase de Decidir, que se identificam padrões na informação seleccionada anteriormente. Na última fase, Agir, vai ser dada a resposta à informação que é recolhida na primeira fase. A resposta pode ser directa, ou seja reconhece um padrão e dá a resposta correspondente para àquele padrão, ou se a informação for desconhecida o sistema tem de ser alterado de modo a poder responder também a estes dados. Ou seja, é nesta fase que é feita a aprendizagem.

Em suma, com base em [Zhao, 2008] e [Tripp et al., 2006], esta recolha e interpretação da informação é essencial à adaptação e evolução do sistema. Quando os efeitos da imprevisibilidade não podem ser desprezados é necessária uma estratégia de adaptação, que consiste em sentir atempadamente e responder rápido às mudanças bruscas de necessidades.

1.2 Problemática

Normalmente, os edifícios (públicos ou privados) estão sujeitos a variações de fluxo de pessoas, que por sua vez influencia os sistemas de poupança de energia presentes nessa mesma construção. Com a entrada e saída constante de pessoas num edifício torna-se essencial um ajuste dos sistemas energéticos fornecidos pelo edifício. Tendo como objectivo o aumento da eficiência energética de um edifício, é necessário solucionar o problema da intermitência dos fluxos de pessoas num edifício, tentando para isso estabelecer um padrão, que possa ser estudado. Com base em dados passados, pode-se padronizar o número de pessoas num dado espaço em função de variáveis associadas. Este padrão é criado através da aprendizagem desses dados passados por parte do sistema gestor e a partir das semelhanças existentes nesses mesmos dados de tempos a tempos. Deste modo, é possível que através da actividade do passado se possa prever quantas pessoas estarão em determinado espaço, preparando-o previamente de forma a optimizar os recursos energéticos.

Este sistema de controlo do número de pessoas num edifício não é mais do que um SAC, que tem a capacidade de mudar e aprender através da experiência.

Baseado no SIDA, descrito anteriormente, pode-se considerar que parte do problema, Sentir e Interpretar, já se encontra solucionado por J. Santos [Santos, 2011] e T. Xavier [Xavier, 2011]. No primeiro trabalho foi criado um mecanismo de identificação que permite saber em que divisões é que as pessoas se encontram, para que depois seja possível fazer uma contabilização do número de pessoas em cada divisão do edifício. Enquanto que o segundo [Xavier, 2011], faz uma avaliação das constantes físicas do espaço, dadas por sensores existentes, criando uma rede sensorial na divisão. Os dados obtidos dos sensores são posteriormente enviados aos telemóveis no seu alcance. Ou seja, o trabalho desenvolvido por [Santos, 2011] e por [Xavier, 2011] proporcionam a componente histórica do fluxo de pessoas num edifício, bem como a componente histórica sensorial presente numa divisão.

Considerando estes dados, esta dissertação tem como objectivo proporcionar uma previsão do número de pessoas, que vai estar em determinado espaço de um edifício, num determinado dia, com o intuito de possibilitar uma optimização dos sistemas energéticos do edifício. No ciclo adaptativo definido por SIDA, e já tendo definido as duas primeiras fases, surge a fase de Decisão, que vai ser baseada nos mecanismos desenvolvidos nesta dissertação. Ou seja, nesta fase de Decisão, em que o objectivo é a identificação de padrões no histórico, está incluída a componente de previsão, que fará a aprendizagem desses padrões e determinará os valores futuros.

Com a base de dados disponibilizada pelas dissertações apresentadas anteriormente, esta dissertação vai-se focar no desenvolvimento de um mecanismo de previsão que possibilite saber o número de pessoas num dado espaço. A previsão deve ser desenvolvida através de um método que já exista. O problema surge na existência de vários métodos de previsão pelo que tem de ser escolhido o que melhor se aplica ao caso em estudo.

1.3 Objectivos

De modo a se poder melhorar a gestão de um espaço com base na previsão do número de pessoas, presente numa das divisões de um edifício, é necessário desenvolver um sistema que não só tenha acesso a dados do passado, como também possibilite a criação de dados futuros, relativos ao número de pessoas. O modo de desenvolver este sistema está no acesso a informação relativa ao número de pessoas que esteve no passado em cada divisão de um edifício, e na implementação de um método de previsão que possibilita a criação de novos dados, representantes do número de pessoas futuro.

O objectivo desta dissertação é o desenvolvimento de uma ferramenta para auxiliar na previsão do fluxo de pessoas num edifício. Esta análise será feita através: da definição de uma forma de obter a informação necessária, da definição do método de previsão mais adequado e da transferência da informação gerada para um local onde possa ser avaliada. Será desenvolvida uma ferramenta que possibilite fazer essa previsão de dados.

1.4 Método de trabalho

Esta dissertação encontra-se incluída num conjunto de trabalhos cujo propósito é a monitorização dos elementos humanos num espaço e a actuação dos elementos energéticos do edifício, de forma a privilegiar a eficiência energética do mesmo. Dentro deste grupo destaca-se esta dissertação que irá permitir a determinação do número de pessoas numa divisão do edifício no futuro.

Com o objectivo de fazer a previsão do número de pessoas num edifício, teve primeiramente de se escolher o edifício sobre o qual se iria fazer o estudo e posteriormente determinar os elementos que influenciam a variação do número de pessoas nesses espaços.

O tipo de edifício vai ser um factor a ponderar visto que nem todos os edifícios servem para os mesmos fins, ou seja para edifícios com objectivos diferentes vai haver uma variação do fluxo de pessoas diferente. Consequentemente há edifícios que possuem divisões com capacidade de ocupação maior, e assim sendo maiores serão as variações do fluxo de pessoas no seu interior. De modo a desenvolver uma ferramenta eficaz que possibilite atingir o objectivo específico desta dissertação, vai ser considerado um estabelecimento de ensino, em particular o exemplo do Edifício de Engenharia Electrotécnica, da Faculdade de Ciências e Tecnologias da Universidade Nova de Lisboa. Para caracterizar o fluxo de pessoas que frequenta este edifício, e devido à falta de meios para determinar o número de pessoas com rigor, serão usados dados fictícios.

Num estabelecimento de ensino o fluxo de pessoas tende a variar de ano para ano, dependendo das inscrições efectuadas para esse ano lectivo. Esta variação do fluxo de pessoas deve-se essencialmente ao horário escolhido pelos diversos grupos de pessoas. A possibilidade dos alunos de ensino superior escolherem o seu próprio horário e a oportunidade dos mesmos para sair deste tipo de estabelecimento de ensino faz com que a variação da ocupação dos edifícios seja maior. Outra características deste tipo de edifícios é o número de utilizadores ser superior. Contudo, apesar das

diferenças, os estabelecimentos de ensino são semelhantes em termos de calendário escolar, com os fim de semana e férias a influenciar o número de pessoas de maneira semelhante. Ou seja, nestas alturas o fluxo de pessoas dentro dos edifícios diminuirá significativamente. Através da Figura 1.1 é possível observar o exemplo da variação do número de pessoas que frequenta uma escola secundária. Como é possível observar, tal variação depende do dia da semana ou do mês, e são estes os factores que mais influenciam a ocupação de um estabelecimento de ensino.

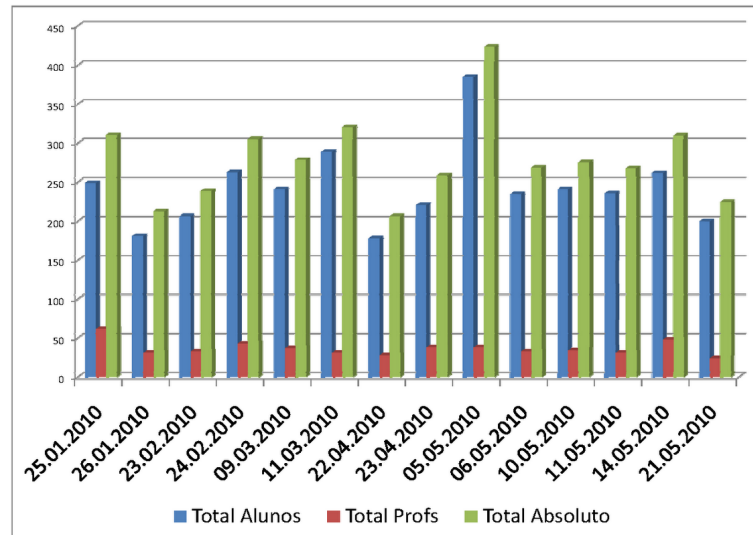


Figura 1.1: Estatística de frequência de alunos e professores no segundo semestre de 2010 num escola secundária [Vasco, 2010].

Nas universidades considera-se que a concentração de pessoas numa divisão depende dos seguintes factores:

- Calendário/Horário escolar.
- Horário de funcionamento dos edifícios.
- Condições atmosféricas.
- Temperatura na divisão.

Calendário/Horário escolar Nas universidades o fluxo de alunos num edifício está fortemente relacionado pelo calendário escolar e pelo horário. O calendário escolar é um calendário, onde são considerados todos os eventos escolares tais como: épocas de exame, férias, feriados e pontes. Dependendo destas variáveis o fluxo de pessoas presente numa divisão de um edifício variará. Por exemplo, num feriado o número de pessoas num edifício será menor comparativamente a um dia útil.

Neste aspecto também o horário escolar influenciará essa variação de ocupação. Visto que cada pessoa pode escolher, dependendo das regras da instituição de ensino, o seu horário e que permanecerá com este durante um certo período de tempo é de antever que de semana a semana, o aluno frequentará os mesmos espaços. Este facto desencadeará a existência de um padrão semanal do número de pessoas numa divisão.

Horário de funcionamento dos edifícios O horário de funcionamento dos edifícios é condicionante da ocupação das suas divisões, pelo que a circulação de pessoas em horário “pós-laboral” é limitada. Dentro do horário de funcionamento todas as pessoas podem utilizar esses espaços, pelo que a ocupação nesse edifício durante essas horas é maior. Fora destas horas existe uma diminuição do fluxo de pessoas no edifício.

Condições atmosféricas As condições atmosféricas influenciam directamente o número de alunos a frequentar as aulas. Para temperaturas muito altas ou muito baixas, e excluindo fenómenos especiais, por exemplo cheias ou nevões, surgem não só impossibilidades de deslocação como também podem ocorrer alterações do estado normal de saúde das pessoas, gerando uma diminuição da ocupação dos edifícios.

Temperatura na divisão O factor temperatura dentro do edifício, bem como das suas divisões é importante, pois influencia directamente o número de pessoas a utilizar o espaço. Em divisões cujas temperaturas proporcionem desconforto aos utilizadores é de esperar que os mesmos se dirijam para locais mais apropriados. Deste modo vai existir uma transferência do número de pessoas de um espaço para outro, porque diminui o fluxo de pessoas numa divisão do edifício, aumentando noutra.

Com base nestes factores, são conhecidas as condições que afectam a variação do fluxo de pessoas neste tipo de edifício, e são estas as variáveis que se têm de considerar para fazer a previsão do número de pessoas. Esta previsão será desenvolvida através de um método que irá ser escolhido entre os métodos conhecidos. Tal previsão irá possibilitar o conhecimento do número de pessoas que se encontra numa sala com antecedência, o que possibilitará num futuro projecto a actuação nos sistemas de energia presentes no mesmo.

1.5 Estrutura de capítulos

Esta dissertação vai ser dividida em seis capítulos, denominadamente:

- Previsão - Neste capítulo vão ser feitos levantamentos de soluções actuais que possam servir para a resolução do problema.
- Modelos - Neste capítulo apresenta-se a solução para a resolução do problema.
- Implementação - Neste capítulo é feita uma explicação da implementação do projecto e são ainda disponibilizados alguns dos resultados obtidos.
- Testes e Exemplo Ilustrativo da Aplicação - Neste capítulo apresentam-se exemplos do sistema a funcionar e testes feitos à solução.
- Conclusão - Neste ponto são expostas as conclusões adquiridas após o termo do trabalho e são ainda dadas algumas ideias de trabalhos futuros, que podem partir desta dissertação.
- Redes Neurais - Neste capítulo encontra-se a descrição do método usado nesta dissertação.

Capítulo 2

Previsão

A previsão é a antecipação do valor que uma variável vai tomar no futuro, e o valor dessa variável pode ser influenciada pelos dados passados. Para que a previsão seja precisa os dados que farão a base da previsão devem ser actualizados.

Segundo [Makridakis and Wheelwright, 1989], se conseguirmos prever como o futuro irá ser, podemos adoptar o nosso comportamento no presente para termos vantagem, que por outro lado não teríamos, quando esse futuro chegar. Ou seja, a vontade de prever o futuro existe, porque queremos ser capazes de tomar medidas preventivas para eventuais acontecimentos futuros. Essas previsões já são feitas, por exemplo a nível da meteorologia, na previsão do tempo. Contudo, existem métodos de previsão mais adaptados às diferentes áreas de aplicação. Os resultados de uma previsão contêm um grau de incerteza, que é inerente à previsão que se está a realizar, bem como dos dados em que esta é baseada.

A previsão de pessoas num edifício não é ainda um objectivo de previsão muito definido em literatura. Contudo a importância do fluxo de pessoas num edifício é essencial para promover a eficiência energética do mesmo.

Segundo [Kwok and Lee, 2011], o comportamento humano num edifício é a variável mais importante e complexa, quando se pensa nos consumos de energia inerentes a um edifício. Devido a comportamentos às vezes aleatórios, outras vezes mecanizados, como por exemplo pelo hábito de fazer as mesmas acções em determinados períodos, surge a necessidade de padronizar e prever estes comportamentos.

Outra literatura, nomeadamente [Guerra Santin et al., 2009], mostra que além das características do próprio edifício, os ocupantes presentes no mesmo influenciam a energia gasta. Este estudo foi baseado em dados provenientes do Ministério da Habitação na Holanda, sobre os quais foi feita uma análise estatística. Outra conclusão deste estudo foi o facto de o comportamento das pessoas era determinado pelo tipo de sistemas de HVAC, presentes nos alojamentos considerados.

[Kwok et al., 2011] explica ainda que a taxa de ocupação de um edifício é essencial para o controlo

dos seus mecanismos de refrigeração. Desta forma, a previsão dessa taxa de ocupação é importante para determinar as condições de um edifício.

Neste momento, a previsão já é muito usada em muitas áreas, como na gestão de edifícios, e os métodos de previsão existentes já se encontram bem definidos computacionalmente.

2.1 Análise dos dados base

A base do objectivo desta dissertação é o histórico do número de pessoas num edifício. Devido às características desse fluxo de pessoas variarem ao longo do tempo, e sendo este conjunto de dados influenciado por factores de sazonalidade ou tendências, pode ser considerado uma série temporal.

Uma série temporal é um conjunto de observações feitas num certo domínio ao longo do tempo. Esta série temporal pode ser usada para diversos estudos, desde uma análise do que aconteceu no passado, de modo a gerar tendências, a por outro lado para fazer previsões de dados futuros.

2.2 Previsão de Séries Temporais

A previsão pode ser feita através de vários métodos e está normalmente associada a uma série temporal.

2.2.1 Características das séries temporais

As séries temporais têm alguns factores que tendem a influenciá-las, justificando por vezes o comportamento que as séries temporais tendem a ter. Esses factores já estão definidos e são: Tendência, Sazonalidade, Ciclo e Aleatoriedade [Migon, 2007].

Tendência

A tendência é a inclinação, ascendente ou descendente, que os valores de uma série temporal adquirem ao longo do tempo. Esta inclinação é influenciada por factores que variam dependendo da série temporal. O objectivo da análise desse declive é perceber se os valores da série estão a aumentar, a diminuir ou se por outro lado não variam, sendo considerada neste último caso uma série estacionária.

Sazonalidade

A sazonalidade é um tipo de flutuação que permite determinar se uma série se repete após certo período de tempo. A esse certo período de tempo em que se pode reconhecer um padrão da série temporal atribui-se a designação de factor sazonal. Um exemplo que se pode considerar é a análise dos dados de temperatura. Devido ao estudo da sazonalidade verifica-se que todos os anos nas estações de Primavera e Verão existem mais horas de sol, pelo que um edifício precisa de menos luz artificial, proveniente de lâmpadas. Para essa altura do ano e devido a esses estudos pode haver um melhoramento na eficiência energética do edifício.

Ciclo

O ciclo representa uma variação oscilatória que visa salientar os padrões presentes numa série temporal para um número grande de observações. Esta característica pode exprimir se a série se encontra num período de contracção ou expansão da actividade que representa.

Aleatoriedade

Esta característica representa o ruído, ou seja os factores aleatórios e de carácter único que ocorrem na série temporal. Devido aos factores que impulsionam esta propriedade, as previsões nunca são 100% correctas e possuem erros de previsão.

Uma previsão pode ser feita através de diversos métodos, no entanto nenhum desses métodos é infalível. Ou seja todos os modelos de previsão são afectados por erros, ainda que uns com maior ou menor grau de precisão, e o objectivo é utilizar sempre os métodos com menos erro possível. Segundo [Migon, 2007], “Futuro envolve incerteza => previsões não são perfeitas.”.

2.2.2 Métodos de Previsão

Existem vários métodos de previsão de séries temporais uns mais simples e outros mais avançados. Os métodos mais simples usam os valores já conhecidos da série temporal adquiridos no passado, para prever os valores que a série terá no futuro. De entre os métodos simples salientam-se: o método de Média Móvel e os de Alisamento Exponencial. No caso dos métodos de previsão avançados não se tem só em conta os valores da série temporal obtidos no passado, como também os erros ocorridos aquando da previsão. Segundo [Makridakis and Wheelwright, 1989], entre este tipo de métodos estão o método ARIMA, as Redes Neurais Artificiais (RNAs) e outros.

Média Móvel

Um dos métodos mais simples conhecidos é o método da Média Móvel, que basicamente faz a média de todos os valores conhecidos da observação, e que é dada pela equação 2.1.

$$x_t = \frac{x_{t-1} + x_{t-2} + \dots + x_{t-n}}{n} \quad (2.1)$$

O n vai ser a janela de observação, que pode variar consoante o número de observações que a média tenha de considerar, e x a série temporal que irá ser prevista para o valor temporal t .

A Figura 2.1 representa um cálculo da Média Móvel, que como é possível visualizar, neste caso escolhe uma janela de 3 valores até ao próximo valor estar disponível. Assim que um novo valor entra para o conjunto de observações o valor mais antigo é desprezado, chamando-se por isso método de Média Móvel.

Alisamento Exponencial

O método de Alisamento Exponencial divide-se em vários métodos:

- Alisamento Exponencial Simples.
- Alisamento Exponencial Linear.

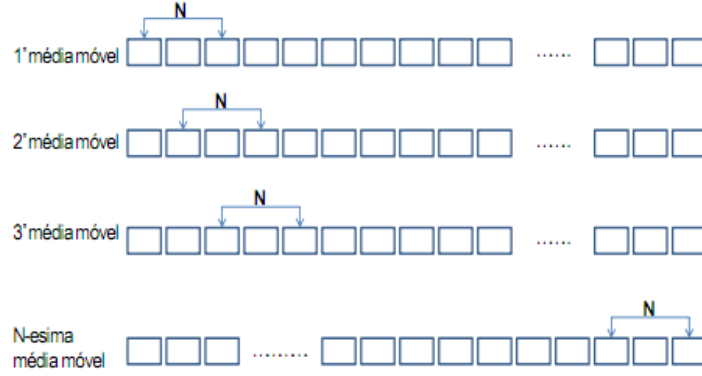


Figura 2.1: Cálculo das Médias Móveis [Faria et al., 2008]

- Alisamento Exponencial de Holt-Winter.

O primeiro método, Alisamento Exponencial Simples, à semelhança do método de Média Móvel faz uma média com o conjunto de observação para determinar os valores futuros. A diferença entre os dois métodos deve-se ao facto de diferirem no modo como é dado um peso entre as observações. Para as observações mais recentes o peso da variável será maior, e pelo mesmo princípio quanto mais antiga é a observação menor será a sua contribuição para a nova média, que é consequentemente o valor da futura observação.

O segundo método, Alisamento Exponencial Linear, é um melhoramento do método anterior, visto que passa a ter em conta a tendência existente em certas séries temporais, eliminando certos erros que surgem derivado a este facto.

Por último, o método de Holt-Winter, que é actualmente dos três o mais usado, surgiu não só pela presença de tendência nas séries temporais, mas ainda pela presença de sazonalidade nas mesmas. Este método considera por isso nas suas funções uma equação para cada característica, nomeadamente para a tendência e para a sazonalidade.

As fórmulas 2.2, 2.3 e 2.4 representam o método de previsão a curto prazo, em que na equação 2.2 P_t representa a previsão da série temporal x_t para o período de tempo t (Alinhamento Exponencial). Por sua vez as equações 2.3 e 2.4, representam a função que descreve a tendência T_t e a função que descreve a sazonalidade S_t , respectivamente. Nestas equações a variável k representa o factor sazonal, β representa o coeficiente do alisamento, α o peso atribuído à observação x_t e γ o peso atribuído ao factor de sazonalidade.

$$P_t = \alpha \frac{x_t}{S_{t-k}} + (1 - \alpha)(P_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.2)$$

$$T_t = \beta(P_t - P_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2.3)$$

$$S_t = \gamma \frac{x_t}{P_t} + (1 - \gamma)(S_{t-k}) \quad (2.4)$$

Para previsões a longo termo acrescenta-se a variável l , que simboliza o intervalo da sazonalidade, tal como pode ser observado na equação 2.5.

$$P_{t+l} = (P_t + lT_t)S_{t+l-k} \quad (2.5)$$

ARIMA

Este método, do inglês *Autoregressive Integrated Moving Average* (Auto Regressivo Integrado Média Móvel), é também conhecido como de Box-Jenkins. Este modelo é mais avançado do que os anteriores, porque é aplicado não só a séries temporais estacionárias como também a séries temporais que apresentam tendências, ou seja, não estacionárias. O método utilizado gera relações entre as observações ocorridas no passado com os valores previstos, tendo sempre em conta o erro entre estes últimos valores com os valores reais ([Decision411, 2005]).

A equação que define o modelo ARIMA é dada por 2.6,

$$w_t = \phi_1 w_{t-1} + \dots + \phi_p w_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (2.6)$$

onde

$$w_t = x_t - x_{t-d} \quad (2.7)$$

Os parâmetros p , d e q , representam o número de termos autoregressivos, número de diferenças não sazonais e número de defasagem do erro de previsão, respectivamente. A variável x representa a série temporal e e o erro de previsão, ambas ao longo do tempo t . Por fim, ϕ e θ definem os parâmetros relativos aos processos Autoregressivo e ao processo de Média Móvel e w_t é a diferença entre dois valores da série temporal distanciados de um tempo d .

Assim sendo, o processo é conduzido em várias fases. Numa primeira fase vai escolher-se o modelo a utilizar, que irá depender se a série é estacionária ou não, de seguida vão obter-se as variáveis que dependem do tipo de série que se está a trabalhar, sendo elas p , d e q . O próximo passo será testar o modelo e verificar os erros que surgem do processo. Se esses erros forem suficientemente inadequados para o processo continuar, será escolhido um novo modelo e o processo de obtenção dos parâmetros e verificação dos erros serão repetidos.

O modelo ARIMA é um modelo preciso para previsões de curta duração, mas no entanto à medida que a série temporal aumenta, por adição de novos dados observados, a determinação dos parâmetros p , d e q tem de ser refeita por um especialista, o que torna o modelo pouco flexível.

Redes Neurais

Com os métodos anteriores, a série temporal sob a qual vai ser feita a previsão tem de ser bem definida e os métodos têm um horizonte de previsão curto. Ou seja, para séries temporais com características de aleatoriedade, é difícil arranjar um modelo matemático cujos valores possam ser quantificados. Devido a este facto as RNAs foram construídas de forma a serem insensíveis a aleatoriedades, e por isso a rejeitarem o ruído proveniente de dados imperfeitos. Segundo

[Bezdek and Pal, 1992] as RNAs têm várias vantagens: ajustam-se a novos dados que são introduzidos na série, são rápidas, visto a quantidade de dados que têm de processar, conseguem obter percentagens de erro muito pequenas e permitem ainda reconhecer padrões. Dada a importância deste método este irá ser destacado no Apêndice A.

Considerações

Existem vários modelos de aplicação com o objectivo de fazer a previsão de uma série temporal. Dependendo do objectivo do sistema pode ser escolhido um modelo com um erro um pouco maior, menos fiável ou ainda um modelo mais lento, que cumpra o propósito. Através do estudo destes modelos foi possível concluir que aumentar a complexidade do método não o torna mais eficiente. Por vezes, métodos mais simples tornam-se economicamente mais viáveis na parte da implementação do que métodos mais complexos.

Segundo [Makridakis and Wheelwright, 1989] os métodos simples de previsão podem apresentar desempenho extremamente satisfatório sob certas condições. Ou seja, para previsões de curta duração um método simples como o da Média Móvel pode ser suficiente, tudo dependendo do sistema em que se vai integrar o modelo de previsão. [Makridakis and Wheelwright, 1989] considera ainda o método de Alisamento Exponencial como o método com melhor relação custo/eficiência.

No caso desta dissertação o objectivo é fazer a previsão no número de pessoas num edifício de uma maneira eficiente e com um erro baixo. Aplicado ao caso em estudo, o método de Média Móvel depende essencialmente do histórico que existe. Se as séries temporais forem padronizadas, ou seja não apresentarem aleatoriedades, pode-se utilizar uma amostra de dados pequena, o que aumenta a rapidez de resposta deste método. Contudo com uma amostra pequena o erro de previsão será maior.

Se por outro lado a série temporal apresentar aleatoriedades e não apresentar um padrão, o método necessita de um histórico longo, porque quanto maior o número de amostras, maior é o conhecimento sobre a série temporal e menor o erro. No entanto, para uma amostra maior, ainda que o método se comporte de maneira mais eficiente, também se torna mais lento.

Ou seja, o valor ideal do tamanho da amostra depende do tipo de série temporal que se está a estudar, e como varia tem de ser obtido por simulação baseado no histórico. Além destes factores, como se trata de um método baseado em média, não tem sensibilidade para detectar sazonalidade ou tendência, e os acontecimentos do passado influenciam bastante a resposta do método.

O método de Alisamento Exponencial, nomeadamente o modelo de Holt-Winter, é um modelo eficaz para a maioria das séries temporais porque possui fórmulas definidas cada uma das características da série temporal. Desta forma, este método é sensível a características como tendência e sazonalidade. A desvantagem deste método prende-se essencialmente em determinar os valores mais adequados dos coeficientes que constituem as funções. Para o caso em estudo, e como se precisa de um método flexível, que não precise de ser sempre alterado, este método não é muito eficaz, visto às dificuldades em determinar os valores óptimos dos coeficientes que variam consoante a amostra.

Tal como foi visto anteriormente, o modelo ARIMA usa o conhecimento em dados da série temporal no passado e relaciona esses dados numa equação. Como envolve diversos parâmetros, de modo a definir precisamente cada série temporal, torna-se num método muito eficiente e preciso. No entanto, estes parâmetros têm de ser definidos por especialistas. Para o caso em estudo o modelo ARIMA seria pouco flexível visto que ao aumentar os dados da série temporal devem ser obtidos novos valores dos parâmetros que constituem as equações do modelo. Se estes parâmetros não forem alterados à medida que se avança na previsão do futuro perde-se informação.

As RNAs conseguem prever baseadas na experiência, e organizam a informação através de um sistema de pesos. Possuem um baixo custo computacional e são muito eficientes a realizar previsões de séries temporais, visto não serem afectadas por ruído. A dificuldade que este método apresenta é a determinação do número de nós ideal para a série temporal a usar. Contudo de modo a garantir uma previsão eficiente, baseada em séries temporais irregulares, sujeitas a factores como aleatoriedade ou tendência e garantindo ainda um erro pequeno da série prevista vão ser aplicadas RNAs ao caso de estudo.

Capítulo 3

Modelos

Nesta secção será apresentada uma descrição do modelo geral e do modelo particular da solução. Este sistema foi pensado para permitir ao gestor uma previsão do número de pessoas num espaço e uma visualização do histórico do número de pessoas numa divisão.

3.1 Modelo Geral

A ideia do sistema desenvolvido é funcionar segundo o esquema representado pela Figura 3.1.

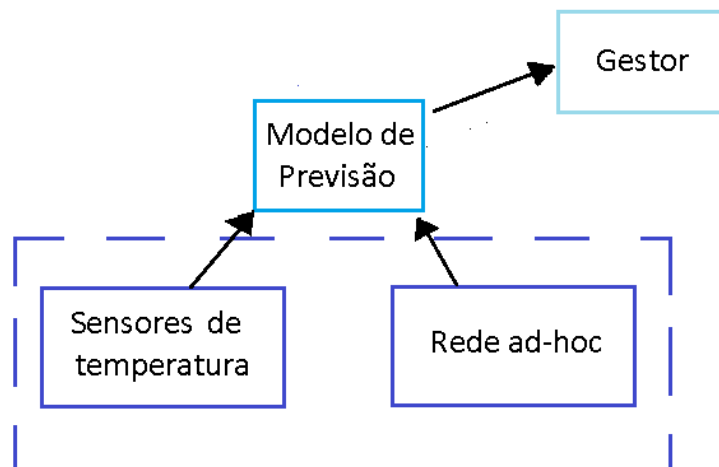


Figura 3.1: Distribuição dos intervenientes no sistema global

Como se pode observar existe um módulo representativo da sala que inclui os sensores de temperatura e a rede de recolha de dados presente na mesma. Depois existem ainda dois módulos, que são a base desta dissertação: o Modelo de previsão e o Gestor. A previsão vai considerar-se incluída no Modelo de previsão. Ou seja, o Modelo de previsão vai ser o módulo responsável pela leitura do histórico e geração de previsões, e o Gestor representa controlo que o gestor pode ter no sistema.

O sistema inicia-se com a movimentação de pessoas num edifício, que existindo cria uma variação do fluxo de pessoas numa sala do mesmo. Estas variações de número de pessoas são registadas

e guardadas num histórico. Cada sala terá o seu histórico de presenças, de modo a diminuir a complexidade do módulo responsável pelo Modelo de previsão. Esse histórico será dividido por semanas, ou seja, cada sala terá tantas semanas quantas semanas o ano tem, e por conseguinte cada edifício terá tantos Modelos de previsão quantas salas tiver. É este sector que possui acesso à informação de histórico que se encontra a funcionar no Modelo de previsão. Tendo a informação disponível este último pode efectuar os cálculos de previsão. O módulo responsável por controlar e organizar a informação proveniente de cada sala é o módulo Gestor, que deverá sempre que necessário efectuar a busca de informação que deve ser enviada ao Modelo de previsão. Este último responsabilizar-se-á por lhe fornecer os resultados.

A ideia geral é o gestor sempre que quiser saber uma previsão ou histórico recorre ao módulo Gestor, que por sua vez para aceder à informação irá ao histórico da sala alvo e fará a recolha da informação pertinente. Esta informação é introduzida, em caso de objectivo de previsão, no Modelo de previsão que processará os dados através da sua rede neuronal e retorna a solução ao módulo Gestor. Esta solução é posteriormente devolvida ao gestor.

Baseado nestes factos este capítulo possibilitará uma observação às partes deste projecto.

3.1.1 Visão Global

Como perspectiva global o sistema deve ter a possibilidade de ter um gestor a realizar situações de previsão ou acções sobre o histórico. Estas duas possibilidades permitirão ter uma visão do passado e do futuro relativamente ao espaço em que se encontram inseridas.

O modelo do histórico fará uma leitura dos dados históricos de uma sala, permitindo dar uma maior consciência sobre os padrões que podem identificados relativamente à movimentação de pessoas em salas de um edifício. Este conhecimento é adquirido através de uma Base de Dados (BD) existente que adquire os seus dados através de uma contagem das pessoas presentes numa dada sala. Desta forma tem-se o número de pessoas por sala numa certa data.

O modelo do sistema de previsão com base no número de pessoas presentes num edifício tem como objectivo a determinação dessa mesma previsão para melhorar a eficiência energética do mesmo. Baseado na informação presente na BD, que inclui: o local onde o utilizador se encontra ou os valores dos sensores presentes numa divisão, tais como de temperatura, qualidade do ar ou luminosidade, o sistema usa esses dados recolhidos de observações anteriores para determinar a taxa de ocupação de pessoas num espaço no futuro.

Para realizar previsão são necessários alguns dados de entrada além dos dados de histórico do número de pessoas num espaço. Ou seja, utilizam-se os dados fornecidos pelos sensores de temperatura existentes nas salas, bem como a hora e a temperatura exterior ao edifício. Ou seja, quando uma pessoa entra numa sala e o seus dados são enviados para a BD, é também guardada a informação da temperatura da sala naquele momento. Além destes dados realiza-se uma busca de informação meteorológica do local onde o edifício se encontra para aquele dia.

Para determinar com mais minuciosidade a previsão, o gestor pode recorrer a dois tipos: uma previsão para um intervalo de datas escolhido ou para um intervalo de datas fixo de sete dias posteriores ao dia de utilização do sistema. Recorrendo a este último método pode-se ter uma previsão mais minuciosa, porque se recorre a informação meteorológica do local para os próximos sete dias. Por outro lado, para uma informação de previsão em mais larga escala o gestor recorre a dados meteorológicos do passado.

Uma ideia geral do sistema pode ser ilustrada através da Figura 3.2.

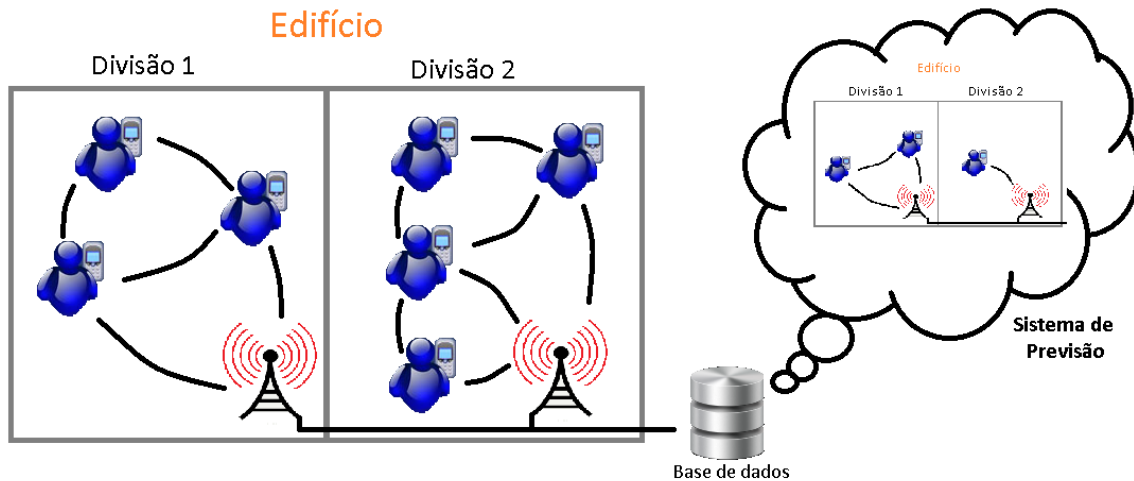


Figura 3.2: Visão global do sistema

Tal como mostra a figura, a ideia geral do projecto é ter uma noção do número de pessoas em cada espaço, utilizando para isso o telemóvel como identificador de cada pessoa, e de seguida fazer uma previsão do número de pessoas no futuro. Por exemplo, é possível observar na figura que existem três pessoas na primeira divisão e quatro pessoas na segunda. Guardando esta localização, cria-se a possibilidade do gestor de um edifício aceder a essa BD e saber o histórico do número de pessoas no mesmo. Da mesma forma, o gestor pode usar os dados da BD para fazer uma previsão do número de pessoas que estarão nessas divisões desse edifício no futuro. Esta hipótese também é retratada na figura, que exemplifica o caso de no futuro a divisão 1 ter duas pessoas e a divisão 2 ter uma. Com base nos dados que são guardados na BD, esta dissertação vai efectuar estudos por forma a determinar de maneira eficiente o número de pessoas que ocupará certa divisão de um edifício no futuro.

3.1.2 Visão Funcional

A visão funcional representa as funcionalidades presentes no sistema e que o gestor pode aceder. Estas funcionalidades serão descritas através de um diagrama padronizado denominado de Diagrama de Casos de Uso que faz parte dos diagramas da UML (*Unified Modeling Language*).

O Diagrama de Casos de Uso do sistema pode ser visualizado na Figura 3.3.

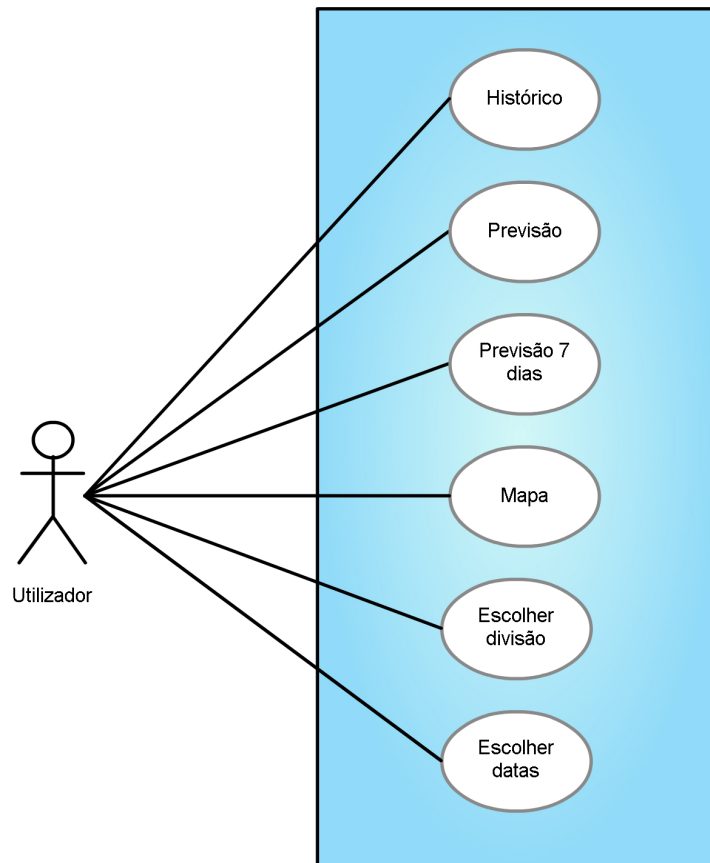


Figura 3.3: Diagrama de Casos de Uso

Como é possível observar o sistema disponibiliza seis funcionalidades: *Histórico*, *Previsão*, *Previsão de 7 dias*, *Mapa*, *Escolher divisão* e *Escolher datas*, sendo que as duas últimas opções complementam as quatro primeiras. Este sistema tem apenas um utilizador que é o gestor, que irá coordenar as opções da maneira mais conveniente.

De seguida descrevem-se as funções de cada uma.

- *Histórico*

Permite visualizar através de um gráfico o histórico do número de pessoas numa certa divisão para um certo intervalo de datas passadas. Ou seja, baseado nos dados presentes na BD, o sistema faz uma procura dos dados alvo e apresenta-os ao gestor através de uma figura. Esta figura contém o número de pessoas numa divisão em função do intervalo de datas escolhido.

- *Previsão*

Permite de visualizar através de um gráfico a previsão do número de pessoas numa certa divisão para um certo intervalo de datas futuras. Assim que a data é escolhida, bem como a divisão onde se pretende prever, o sistema gestor faz uma busca de informação passada, introduz na RNA respectiva e trata de recolher os dados de resposta provenientes da RNA. Estes dados são recolhidos e organizados por data e são posteriormente apresentados através de uma figura. Esta figura contém o número de pessoas na divisão escolhida em função da

data.

- *Previsão de 7 dias*

Permite visualizar através de um gráfico a previsão do número de pessoas numa certa divisão para os próximos sete dias. A sequência desta opção é semelhante à anterior com a diferença de não ser necessária a escolha de um intervalo de datas. Este factor deve-se ao facto de a previsão ser feita para os sete dias posteriores à data de utilização.

- *Mapa*

Permite visualizar através da planta do edifício, o número total de pessoas em cada divisão do mesmo para um certo intervalo de datas previamente definido. Este número total de pessoas é retirado da BD, através de uma selecção dos dados para as datas escolhidas.

- *Escolher divisão*

Permite a escolha da divisão a ser estudada, de uma lista de divisões existentes no edifício.

- *Escolher datas*

Permite a escolha do intervalo de datas a partir do qual vão ser feitos os estudos. As datas a serem indicadas devem ser a data mínima e máxima a partir do qual o intervalo ficará dividido.

Um resumo das opções e dos requisitos, correspondentes a cada uma, que devem ser preenchidos antes de ser escolhida uma opção pode ser verificada na Figura 3.4.

Requisitos Opções	Data min	Data max	Divisão
Histórico	✓	✓	✓
Previsão	✓	✓	✓
Previsão 7 dias			✓
Mapa	✓	✓	

Figura 3.4: Resumo das opções disponíveis no sistema e respectivos requisitos

A opção de uma função *Previsao7dias*

A escolha de adicionar mais uma opção de previsão denominada *Previsao7dias*, vem do facto de existirem nos dias que correm mecanismos eficazes de previsão de temperatura até sete dias, disponibilizados na *Internet*. Deste modo, consegue-se ter uma previsão mais exacta, visto que os valores de temperatura exterior não são somente baseados nos dados históricos de outros anos. Os valores de temperatura exterior estão disponíveis na *Internet*, através de *Web Services* (WSs). Estes, são serviços que disponibilizam aplicações *online* para aceder a informação.

3.1.3 Visão Arquitectural

De modo a definir a arquitectura do sistema organizou-se o mesmo em três camadas: Interface, Controlo e Entidade. Esta arquitectura pode ser observada na Figura 3.5.

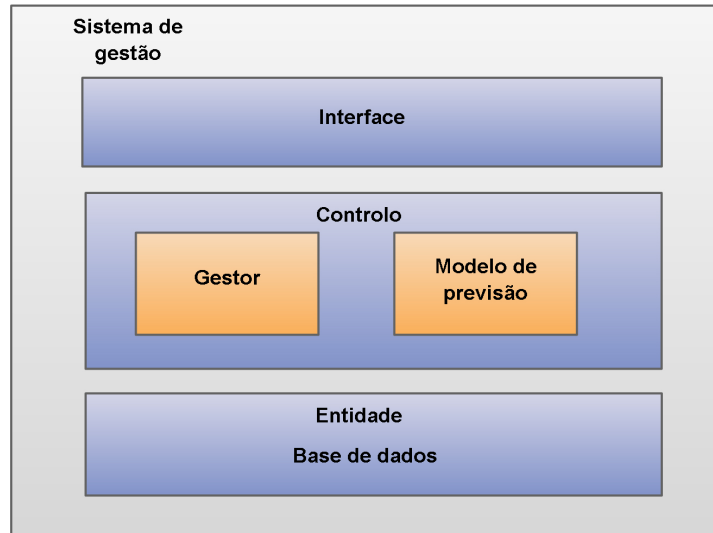


Figura 3.5: Arquitectura do sistema

Tal como é possível observar, o sistema de gestão vai ser constituído por três grupos:

- a Interface - possibilita a visualização das opções possíveis e que já foi caracterizada anteriormente, na secção *Visão Funcional*.
- o Controlo - possibilita a integração do gestor com um modelo de previsão e com a informação proveniente da camada de dados. O gestor gere todas as actividades e fornece os dados necessários para que a interface funcione.
- a Entidade - possibilita a existência de dados de histórico, que servem de suporte ao objectivo desta dissertação.

3.2 Modelo Particular

Tal como foi descrito no capítulo anterior as RNAs são o método de previsão mais interessante visto as suas vantagens. Devido a este facto nesta secção será descrito com maior detalhe a relação entre a solução e esse método de previsão.

3.2.1 Visão Estrutural

A estrutura deste sistema vai suportar duas funcionalidades principais: a previsão do número de pessoas e o histórico da ocupação de um espaço. O histórico é feito através do acesso a uma BD que o sistema tem acesso. A previsão é feita a partir de um método de previsão, já estudado nesta dissertação, denominado RNAs.

Para a aprendizagem da rede definiu-se que o método de *Backpropagation* em redes *Feed-forward* era o mais indicado.

Esta fase de aprendizagem é feita através da recolha de dados da BD. Assim que definido o intervalo de datas alvo, vai procurar-se os dados do histórico correspondentes à mesma semana em anos anteriores. A aprendizagem junta esses dados semanais e após a criação da rede usa-os para o treino da mesma. A aprendizagem é feita de forma iterativa recorrendo a diferentes RNAs e treinando-as com os mesmos dados. Após todos os treinos terem sido efectuados deve ser escolhida a rede que apresentar um menor erro final à saída da rede.

Para o uso deste tipo de redes necessitam de ser feitas algumas escolhas no seu momento de criação. Dessas escolhas são exemplos: a tipologia da rede, o número de camadas internas, o número de neurónios dessas camadas internas, o número de neurónios de saída, o número de neurónios na camada de entrada e o tipo de dados a usar no problema. A tipologia da rede criada foi de multi-camada, onde todos os neurónios estão ligados aos neurónios das camadas adjacentes.

O número de camadas internas veio a verificar-se importante para a rapidez da rede, pelo que foi usada somente uma camada interna. Tendo em conta os objectivos um número de camadas extra só iria aumentar a complexidade a rede, tornando-a mais pesada e lenta.

Quanto ao número de neurónios que esta camada interna deveria de ter não é exacto. Dependendo do número de amostras que tivermos à entrada a rede tenderá a precisar de mais ou menos neurónios nesta camada. Devido a esse facto, serão criadas várias redes com diferente número de neurónios na camada interna. Ao variar esse número de neurónios, o erro de saída também vai ser diferente para cada uma das redes. Assim, no final do treino de cada uma das redes, verifica-se qual delas tem o menor erro e utiliza-se essa para fazer as previsões.

O número de neurónios na camada de saída será de um, visto que o objectivo é de encontrar o número de pessoas que estará numa certa divisão de um edifício no futuro. Foi usada como função de activação a função sigmóide visto às suas características e potencialidades. Os pesos das ligações serão inicialmente criados com valores aleatórios. O número de neurónios da camada de entrada foi o

factor que mais indecisão criou no desenvolvimento deste sistema. Como foi visto na *Introdução*, os factores que influenciam o número de pessoas numa universidade são: calendário/ horário escolar, horário de funcionamento dos edifícios, condições atmosféricas exteriores e temperatura na divisão.

Inicialmente, pensou-se que o horário escolar e o horário de funcionamento poderiam funcionar juntos, sendo definida uma entrada na RNA para ambos que simbolizava a hora do dia. Por sua vez o calendário escolar poderia introduzir na rede dados sobre o dia da semana em questão. As outras entradas da rede seriam a temperatura exterior e a temperatura na divisão. A estrutura desta rede é representada através da Figura 3.6.

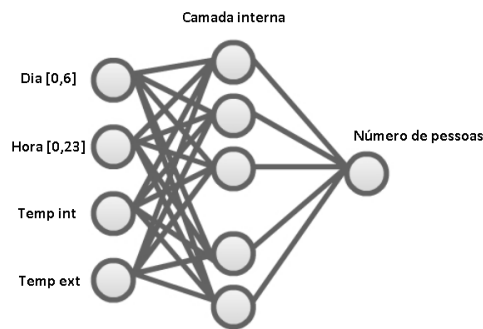


Figura 3.6: RNA implementada com quatro entradas

O pensamento desenvolvido foi direccionado para a existência de uma RNA por cada mês, e visto que um ano tem doze meses, seriam doze destas RNAs por cada divisão do edifício. Como há uma variação de mês para mês, durante um ano, do número de pessoas num edifício, mas que de ano para ano, esses meses tendem a apresentar taxas de ocupação semelhantes, considerou-se que uma RNA mensal poderia caracterizar o sistema. Ou seja, tendo o dia da semana, a hora e as temperaturas internas e externas, a RNA poderia aprender e fazer previsões mensais de forma a caracterizar um mês. A previsão da rede com esta estrutura pode ser observada através da Figura 3.7.

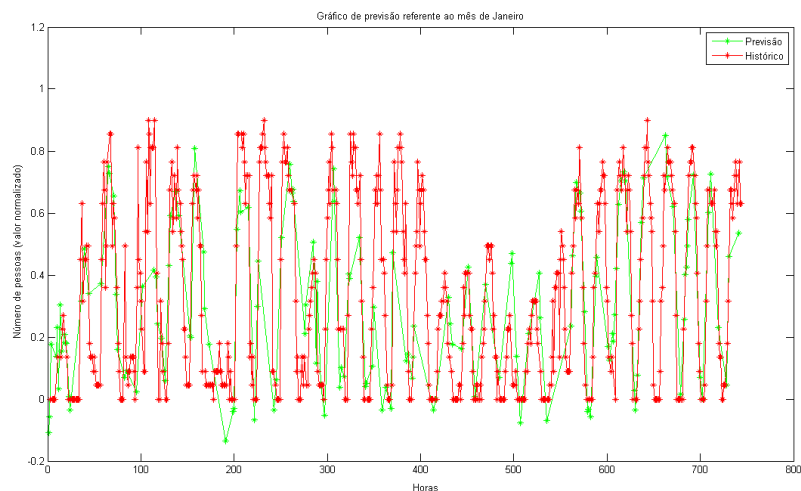


Figura 3.7: Previsão do número de pessoas para o mês de Janeiro

Esta figura mostra um gráfico que representa o histórico do número de pessoas do mês de Janeiro de anos anteriores e um outro gráfico com o resultado da previsão. Aparentemente os gráficos aparentam semelhanças entre si, mas de forma a observar melhor foi criada uma segunda figura, a Figura 3.8, que é uma ampliação desta primeira. Com esta segunda figura consegue-se observar que a diferença entre os dados previstos e os dados do histórico com que a rede foi treinada é grande, pelo que o erro de previsão também o é.

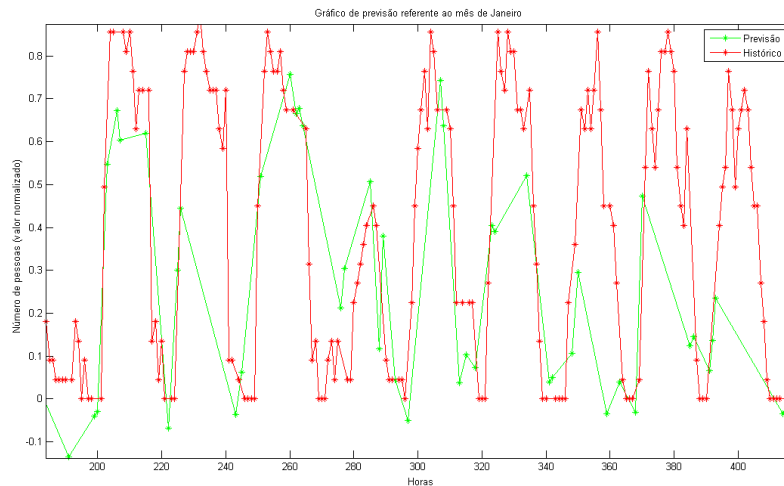


Figura 3.8: Vista ampliada da previsão do número de pessoas para o mês de Janeiro

Para este exemplo pode-se concluir que a RNA não consegue aprender totalmente com as amostras que lhe são fornecidas. Este número de amostras é tão grande e tão disperso que a RNA não vai ter capacidade para determinar novos valores com precisão. Os dados de entrada da rede vão variar muito, e por isso esta não vai conseguir adaptar-se a essas variações e reconhecer um padrão, originando erros de previsão significativos.

Com base nestes resultados, definiu-se a RNA com três neurónios na camada de entrada e um na camada de saída. As entradas escolhidas são: hora, temperatura na divisão e temperatura exterior. Uma exemplificação desta rede pode ser observada na Figura 3.9.

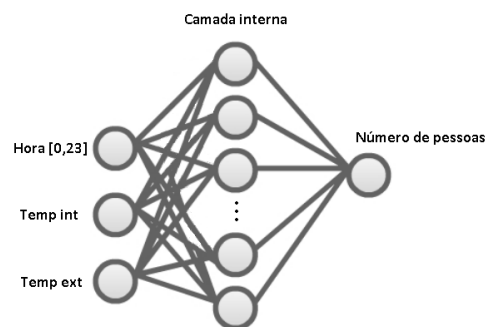


Figura 3.9: Exemplo da RNA implementada

Além deste facto, definiu-se que cada RNA serviria para caracterizar uma amostra mais pequena, nomeadamente para uma semana. Após o treino e feita a simulação da previsão a saída da RNA criada pode ser observada através da Figura 3.10.

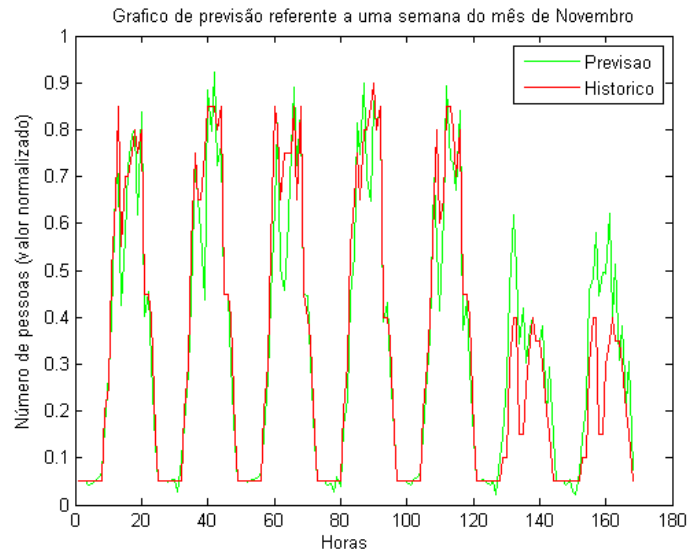


Figura 3.10: Previsão de RNA implementada com três entradas

Como pode ser verificado o erro de previsão para esta última RNA é menor comparando com a RNA de quatro entradas, exemplificada anteriormente.

Com RNAs semanais uma divisão terá de possuir tantas RNAs quantas semanas o ano tem. Ou seja, para a representação de um ano, que é composto por cinquenta e duas semanas, cada divisão terá de ter cinquenta e duas RNAs. Uma ilustração desta situação é apresentada na Figura 3.11.

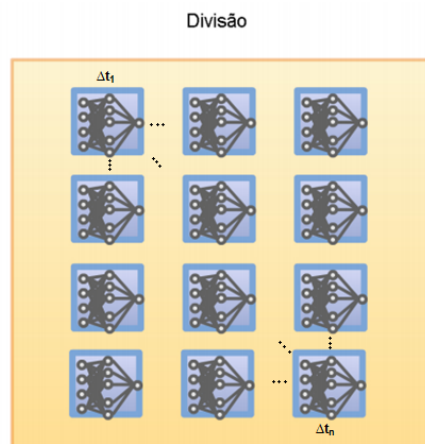


Figura 3.11: Representação de uma divisão com as várias RNAs associadas

Neste caso considera-se que Δ_{t1} representa a semana um e que Δ_{tn} representa a última semana do mês.

Um edifício terá tantas RNAs quantas divisões tiver. Ou seja, o número de RNAs será dado pelo número de divisões multiplicado pelo número de semanas que o ano tem. A estrutura implementada terá a configuração ilustrada pela Figura 3.12.



Figura 3.12: Representação de um edifício com várias divisões com RNA anual

Como se pode observar na figura anterior, o edifício estará dividido por divisões e cada uma delas guardará as RNAs referentes à sua ocupação anual.

A informação a introduzir na rede, na fase de treino, é dada por todo o histórico que estiver disponível na BD sobre a semana em questão. Ou seja, a RNA irá usar toda a informação referente a essa semana mas de anos anteriores.

Avaliando os resultados obtidos com a RNA anterior, verifica-se que a mesma não conseguiu aprender o fim-de-semana com um erro pequeno. Desta forma, surgiu a necessidade de diferenciar, na RNA, os dias da semana de dias úteis, cujas características são semelhantes entre si, dos dias não úteis, que também possuem semelhanças. A forma de diferenciar foi a introdução de um código binário, em que cada número caracteriza um dia útil ou de fim-de-semana. Com a mudança na forma da RNA, a Figura 3.6 volta a ser válida com a diferença de que o *Dia* passa a ser definido não pelo dia de semana, com um intervalo de zero a seis, mas por o tipo dia da semana, útil ou não, com um intervalo de zero a um.

A solução neste caso, após o treino da RNA, pode ser observada na Figura 3.13.

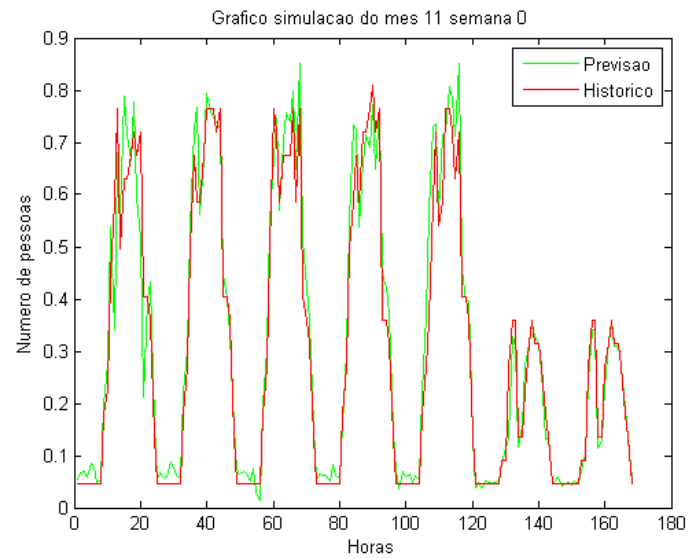


Figura 3.13: Previsão de RNA implementada com quatro entradas

Como é possível observar, o erro de previsão é menor do que nos dois últimos casos. Devido à boa prestação desta última RNA, é esta topologia que se utilizará na implementação de RNAs futuras, ou seja com quatro entradas e com amostras de duração de uma semana.

Capítulo 4

Implementação

Neste capítulo vai ser explicada a implementação levada a cabo durante o desenvolvimento do Sistema Gestão e Previsão (SGP), bem como a explicação da escolha das tecnologias adoptadas.

4.1 Escolhas Tecnológicas

As escolhas tecnológicas utilizadas são: *C#*, *Visual Studio 2008*, *Matlab* e *Integração Matlab vs Visual Studio 2008*. Estas escolhas encontram-se interligadas, e cooperam todas para atingir o objectivo. Esta rede de tecnologias é sequenciada e segue a ordem dada pela Figura 4.1.

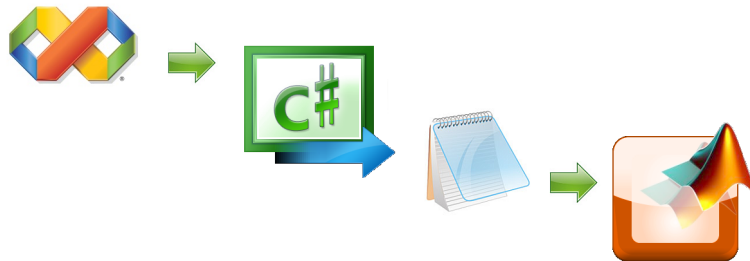


Figura 4.1: Representação da interacção entre tecnologias

Como é possível observar na Figura 4.1, existem 4 figuras individuais mais pequenas, que representam cada uma das tecnologias utilizadas. O início do projecto começa com o ambiente de trabalho *Visual Studio 2008*, cujo símbolo é representado por um símbolo de infinito colorido, dado pela figura no canto superior esquerdo da Figura 4.1. Neste ambiente é realizado o desenvolvimento do projecto numa linguagem de programação de alto nível designada *C#*, e cujo símbolo é representado pela figura que segue a anterior, que tem desenhados os caracteres *C#*. De seguida, é feita a ponte entre o *Visual Studio 2008* e o uso da ferramenta *Matlab*. Esta ponte é feita essencialmente através de um documento de texto, representado pela terceira figura e criado pelo *Visual Studio 2008*. Este documento vai posteriormente ser lido pela última ferramenta ainda não referida, o *Matlab*. Esta, vai ser representada por um símbolo, que se encontra localizado no canto inferior

direito da Figura 4.1. Todas estas ferramentas tecnológicas vão ser descritas nos subcapítulos que se seguem, sendo ainda indicado o motivo pela qual foram escolhidas.

4.1.1 *C#*

Segundo [Hejlsberg et al., 2003], o *C#* é uma linguagem simples, moderna, orientada a objectos e segura, que combina a alta produtividade de linguagens de desenvolvimento de aplicações rápidas com todas as características fortes do *C* e do *C++*.

A linguagem *C#*, também designada por *C Sharp*, foi desenvolvida pela *Microsoft* e é suportada pela plataforma *.NET Framework*. Esta plataforma possibilita por sua vez ao utilizador o acesso a dados, o acesso a BD, o desenvolvimento de aplicações *web*, entre outros.

Motivo

A linguagem *C#* foi escolhida devido aos outros projectos que coadunam com este terem usarem esta ferramenta. Ao usarem uma BD idêntica, permite que no futuro os diferentes sistemas possam ser integrados. A programação orientada a objectos, o fácil tratamento de erros, não haver necessidade de registar componentes ou DDLs (*Data Definition Language*), são, entre muitos, os factores de escolha desta mesma linguagem.

4.1.2 *Visual Studio 2008*

É um programa da *Microsoft* de desenvolvimento de *software* que permite o uso da linguagem *C#*, entre outras. Este programa possui ferramentas de criação de interfaces, bem como ferramentas que permitem a construção de aplicações de alto desempenho.

Motivo

É um ambiente de desenvolvimento que suporta a linguagem *C#*. Permite aceder a uma BD através da ferramenta SQL (*Structured Query Language*) Server, criada neste programa, e permite criar uma interface para o *software*.

4.1.3 *Matlab*

Segundo [Pratap, 1998], o *Matlab* é um pacote de *software* para computações e visualizações numéricas de alta performance, e é uma das ferramentas mais usada dentro dos departamentos de engenharia dos dias de hoje.

O *Matlab* é um *software* bastante evoluído e que usa uma linguagem de alto nível. Este *software* tem muitas funcionalidades a nível de computação gráfica, matemática, com bibliotecas avançadas a nível da álgebra, muito eficiente no cálculo de matrizes e no processamento de sinais. Permite ainda o desenvolvimento interfaces. Esta ferramenta usa uma linguagem própria denominada M-código. O *Matlab* possui ainda diversas bibliotecas com ferramentas avançadas entre elas o *Neural Network Toolbox*, que possui funções de criação e desenvolvimento de RNAs.

Motivo

As RNA's encontram-se muito bem definidas neste ambiente de desenvolvimento, pelo que foi usado para o desenvolvimento do trabalho.

4.1.4 Integração *Matlab* vs *Visual Studio 2008*

Para esta integração seguiu-se o exemplo descrito por [BaijuMax, 2009]. Este último mostra que o *Matlab* tem de ser invocado como um servidor automatizado, para as funções internas do *Matlab* poderem ser acedidas por qualquer programa, como objectos *COM* (*Component Object Model*). Este modelo, *COM*, permite a comunicação e a criação de objectos dinâmicos, de modo a serem usados por várias linguagens de programação. Deste modo há que criar uma DLL (*Dynamic-Link Library*) e registá-la como um componente COM do *Windows Registry*, que é uma BD onde se guarda as configurações do sistema operativo. Depois de todas as configurações realizadas as funções a serem processadas no *Matlab* têm de ser guardadas em ficheiros de texto.

Motivo

Para trabalhar com a interface e BD através de C# e poder criar e desenvolver RNAs em *Matlab*, teve de se procurar a melhor maneira de integração das duas técnicas. Essa melhor integração foi possível através deste conhecimento prático, de tornar públicas a outros programas as funções de *Matlab*.

4.2 DER

O SGP que foi desenvolvido no âmbito desta dissertação é constituído por cinco entidades, cada uma com atributos identificadores das suas características. Todas as entidades são principais, ou seja sem elas o sistema não teria sentido, nem o mesmo poderia ter sido desenvolvido. As entidades importantes a ser referidas são: *DivisionGlobal*, *PeopleDensityGlobal*, *SensorValueGlobal*, *SensorTypeGlobal* e *OutsideWeather*, e podem ser observadas na Figura 4.2.

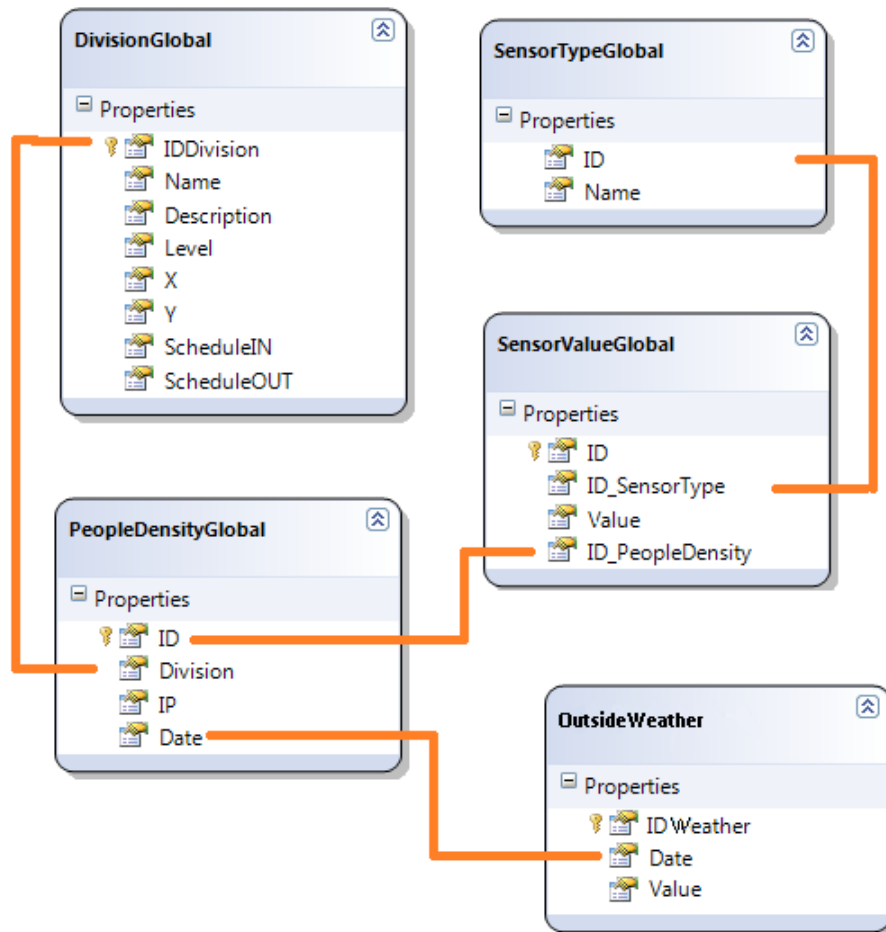


Figura 4.2: Diagrama de Entidades e Relacionamentos

4.2.1 Descrição das entidades

- *DivisionGlobal*.

É uma entidade principal e pode ser observada através do DER, Figura 4.2. Esta entidade guarda toda a informação referente a uma divisão de um edifício, sendo que cada divisão é definida por uma linha da tabela. A entidade referida é constituída por: uma chave primária (*IDDivision*) e por sete atributos (*Name*, *Description*, *Level*, *X*, *Y*, *ScheduleIN* e *ScheduleOUT*).

- *IDDivision* - Esta chave guarda o número de Identificação (ID) da divisão e permite fazer a ligação entre a entidade *DivisionGlobal* e a entidade *PeopleDensityGlobal*.
- *Name* - Este atributo guarda o nome da divisão.
- *Description* - Este atributo contém a descrição da divisão.
- *Level* - Este atributo indica o andar em que a divisão se encontra.
- *X* - Este atributo indica a coordenada espacial *X* de um par de coordenadas (*X,Y*).
- *Y* - Este atributo indica a coordenada espacial *Y* de um par de coordenadas (*X,Y*).
- *ScheduleIN* - Este atributo guarda o horário de abertura da divisão.
- *ScheduleOUT* - Este atributo guarda o horário de fecho da divisão.

É de salientar que nenhum dos atributos desta entidade aceita valores *null*.

- *PeopleDensityGlobal*.

Esta entidade é uma das mais importantes de entre as entidades representadas na Figura 4.2. Deve-se esta importância ao facto de estabelecer a ligação entre três entidades: *DivisionGlobal*, que já foi descrita em cima, *SensorValueGlobal* e *OutsideWeather*, que serão descritas mais à frente nesta secção. A tabela *PeopleDensityGlobal* é constituída por: uma chave primária denominada de *ID*, e ainda três atributos: *Division*, *IP* e *Date*.

- *ID* - Este atributo é a chave primária da entidade *PeopleDensityGlobal* e serve para identificar cada utilizador da divisão.
- *Division* - Este atributo serve para identificar a localização do utilizador, e permite a ligação entre esta tabela com a entidade *DivisionGlobal*.
- *IP* - Este atributo guarda a identificação móvel do utilizador, proporcionando a identificação de uma pessoa em particular. É o *IP* que estabelece a ligação com o receptor instalado na divisão.
- *Date* - Este atributo guarda a data e hora em que o utilizador esteve na divisão. É através deste atributo que se consegue saber a temperatura exterior ao edifício na altura em que o utilizador se encontrava na divisão.

Nenhum dos atributos desta entidade podem apresentar valores *null*.

- *SensorValueGlobal*

Esta entidade define o valor obtido a partir de um sensor presente na divisão. Como é possível observar na Figura 4.2, esta entidade do DER está ligada a outras duas entidades, sendo elas: *PeopleDensityGlobal* e *SensorTypeGlobal*. A tabela *SensorValueGlobal* é definida pelos seguintes atributos: *ID*, como chave primária, *IDSensorType* e *IDPeopleDensity*, como chaves estrangeiras de acesso às outras entidades já referidas, e *Value* que guarda o valor obtido através do sensor.

- *ID* - Este atributo é definido como sendo a chave primária da entidade *SensorValueGlobal*, identificando-a.

- *ID_{SensorType}* - Este atributo estabelece a ligação entre a entidade em questão e a entidade *SensorTypeGlobal*. É através desta chave que se tem a possibilidade de saber que tipo de sensor está em causa. É de relembrar que os sensores podem ser sensores de temperatura, luminosidade e de qualidade do ar.
- *Value* - Este atributo guarda o valor que o sensor está a ler no momento em que essa pessoa está na divisão.
- *ID_{PeopleDensity}* - Este atributo constitui a chave estrangeira que estabelece a ponte entre a entidade *PeopleDensityGlobal* e a que está a ser definida. É com este atributo que se consegue identificar em que divisão é que o sensor está a funcionar, pois é através da localização do telemóvel da pessoa, que esse recebe o valor do sensor.

Mais uma vez, nenhum dos atributos desta entidade aceita valores *null*.

- *SensorTypeGlobal*

Esta entidade pode ser considerada a menos importante dentro das cinco a ser estudadas. Este facto deve-se ao seu objectivo ser o de identificar o tipo de sensor existente numa divisão. No entanto, se no futuro forem necessárias mais especificações, estas poderão ser adicionadas à tabela. A descrição desta entidade é muito simples. É constituída por dois atributos: *ID* e *Name*.

- *ID* - Este atributo serve para identificar a entidade, estabelecendo a ligação com a entidade *SensorValueGlobal*.
- *Name* - Este atributo serve para identificar o tipo de sensor em causa.

Os atributos desta entidade não aceitam valores *null*.

- *OutsideWeather*

Esta entidade define basicamente o valor de temperatura que se encontra fora do edifício e pode ser observada no canto inferior direito da Figura 4.2. Possui uma chave primária *IDWeather*, e dois atributos: *Date* e *Value*.

- *IDWeather* - Este atributo como já foi referido é a chave primária desta entidade e serve para identificar cada valor de temperatura.
- *Date* - Este atributo estabelece a data em que foi recolhido o valor da temperatura.
- *Value* - este atributo guarda o valor de temperatura que foi recolhido do exterior do edifício.

Valores *null* não são aceites por nenhum atributo desta entidade.

4.3 Visão Estática

Nesta secção vai ser apresentada uma visão estática do sistema baseada em Diagramas de Classe (DC) da linguagem UML. Estes diagramas apresentam as classes que o programa possui, dando a conhecer os seus campos e métodos. Os diagramas a ser apresentados apenas mostram a organização das classes do sistema.

Na Figura 4.3 está representado o Diagrama de Classes do SGP.

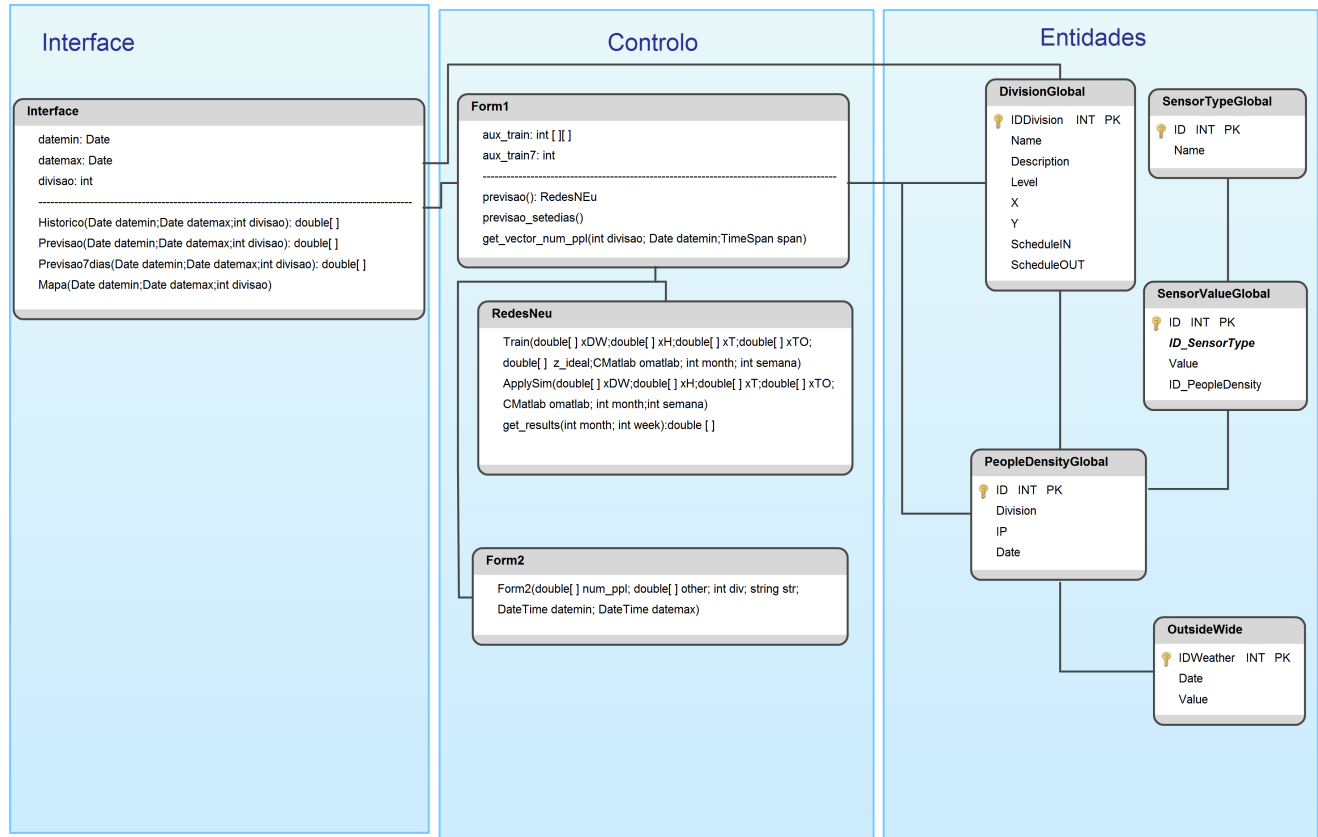


Figura 4.3: Diagrama de classes

Tal como é possível observar na figura existem três grandes grupos:

- a Interface - responsável pela interface do sistema e que foi desenvolvida através de ferramentas disponibilizadas pelo *Visual Studio 2008*. Esta interface, estabelece a ligação entre o gestor e o grupo de controlo.
- o Controlo - responsável por toda a parte de processamento. Este grupo está dividido em duas partes: uma responsável pelo processamento das RNAs em *Matlab* e outra responsável pela interação com a BD e com o *Matlab*. Esta última parte foi desenvolvida em *C#*.
- a Entidade - foi definida através do DER e estabelece a ligação com a BD.

O SGP vai possuir três classes principais que fazem a ponte entre as três camadas descritas acima: *Form1*, *Form2* e *RedesNeu*.

4.3.1 Form1

Esta classe é a classe principal do sistema e é responsável pela interface principal que é apresentada ao gestor, bem como chamadas à base de dados, obtenção de valores do histórico e é onde estão representadas as funções relativas à previsão. Esta classe está definida na Figura 4.4.

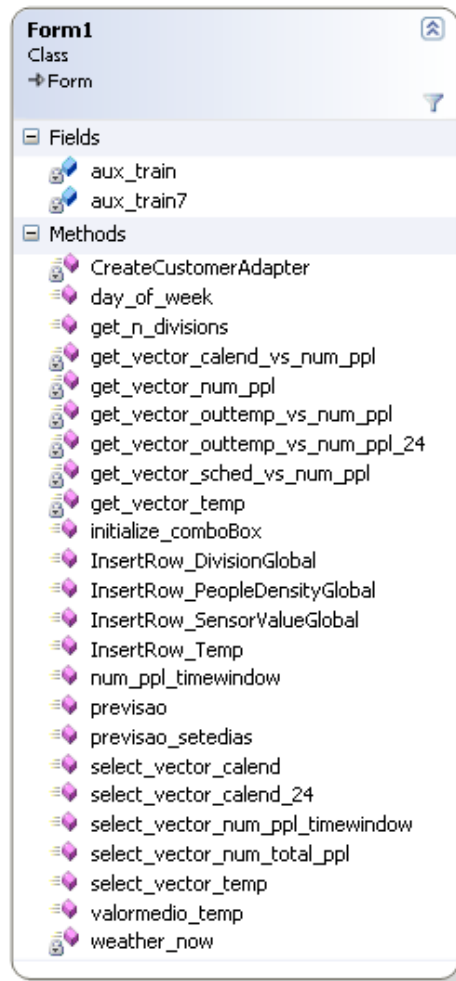


Figura 4.4: Estrutura da classe Form1

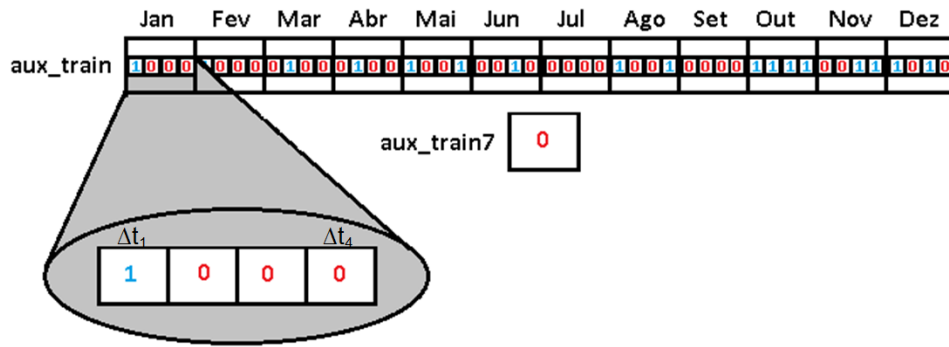
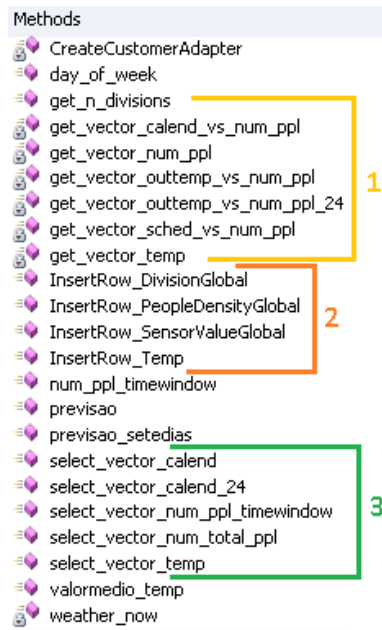
Como é possível observar na Figura 4.4, a classe está dividida em : Campos (*Fields*) e Métodos (*Methods*).

Campos

É nesta divisão, campos, que se encontram as variáveis globais: *aux_train* e *aux_train7*. É possível observar uma exemplificação destas variáveis através da Figura 4.5. A primeira variável actua na função de previsão. Esta é composta por um *array* de doze posições, representantes dos meses do ano. Cada uma destas posições contém outro *array* de quatro posições representante das semanas do mês. Se esse campo estiver com o caracter **1** significa que a RNA para aquela semana daquele mês já se encontra treinada, se por outro lado o caracter for **0**, então a RNA não está criada. A variável *aux_train7* actua na função de previsão para sete dias onde só importa saber se a RNA para essa semana já está criada ou não.

Métodos

Esta secção da classe define todas as funções e procedimentos que são chamados na classe. Os Métodos podem ser observados através da Figura 4.6.

Figura 4.5: Exemplo dos arrays *aux_train* e *aux_train7*Figura 4.6: Métodos da classe *Form1*

A primeira função *CreateCustomerAdapter* é a função que estabelece a ligação do sistema com a base de dados. A segunda *day_of_week* recebe uma *string* e retorna o número referente a essa *string*.

O grupo de funções identificados pelo carácter 1, têm como objectivo aceder à base de dados e retirar dela a informação necessária.

O grupo de funções identificados pelo carácter 2, têm como objectivo inserir valores na base de dados. A função *num_ppl_timewindow* fornece ao sistema o número de pessoas que se encontra num certo intervalo de tempo. As funções *previsao* e *previsao_setedias* fazem todos os procedimentos relativos à obtenção dos valores a prever.

O grupo de funções identificados pelo carácter 3, têm como objectivo organizar a informação proveniente da base de dados por hora, dia ou intervalo de tempo. A função *valormedio_temp* é uma função auxiliar que permite retirar o valor médio de um vector de temperaturas. E por último a função *weather_now* é a função que retorna a temperatura exterior que está presente neste momento.

4.3.2 *Form2*

Esta classe é apenas uma classe que se encontra na camada de controlo e é responsável pela apresentação de gráficos ao utilizador. Esta classe é definida pela Figura 4.7.

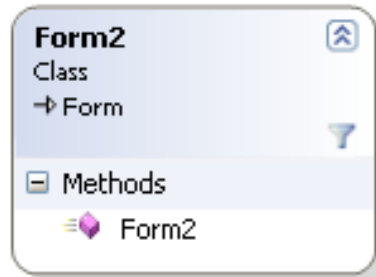


Figura 4.7: Estrutura da classe *Form2*

Métodos

O método presente na Figura 4.7 denomina-se *Form2* e possibilita a criação de gráficos utilizando uma biblioteca gráfica denominada *ZedGraph*.

Segundo [Jiyun, 2008] *ZedGraph* é uma ferramenta de fonte aberta que pode ser usada por todos e que permite fazer gráficos 2-D, gráficos de barras e gráficos circulares. Devido a estas características gráficas, o *ZedGraph* é adicionado ao *Visual Studio 2008* de modo a complementá-lo. Esta biblioteca foi retirada de [JChampion, 2007].

4.3.3 *RedesNeu*

Esta classe tem como objectivo fazer a ponte na camada de controlo entre o *Matlab* e o *C#*. É nesta classe que é feita a preparação dos dados a utilizar na previsão, bem como a escrita de instruções em M-código num ficheiro de texto, que posteriormente vai ser executado pelo *Matlab*. Esta classe é representada pela Figura 4.8.

Métodos

Os métodos presentes nesta classe estão agrupados em 2 grupos, que podem ser visualizados através da Figura 4.8. O primeiro grupo é composto por *Train*, *ApplySim* e *get_results*. A função *Train* é responsável pela chamada de funções que fazem a normalização dos dados, a criação do ficheiro de texto que possui as entradas da rede e outro onde são escritas as acções programadas para o treino. A função *ApplySim* faz a chamada de funções que criam um ficheiro de texto com as acções programadas para efeitos de simulação da RNA. Por último, *get_results*, é a função que recolhe os valores de saída da RNA, guardados, tal como nas funções anteriores, num ficheiro de texto. É de salientar que os ficheiros criados são todos escritos em linguagem de programação utilizada em *Matlab*, ou seja M-código, e serão explicados mais à frente.

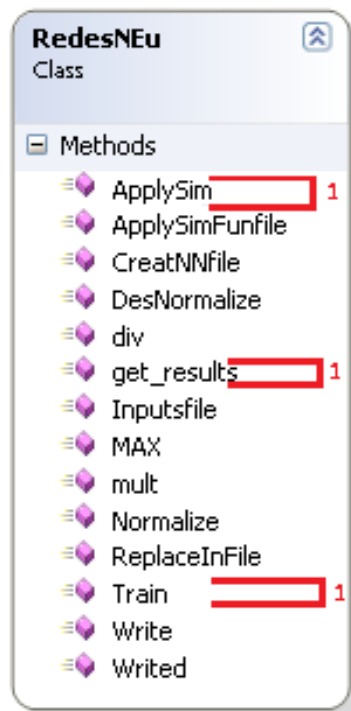


Figura 4.8: Estrutura da classe *RedesNeu*

O segundo grupo é constituído por todas as funções auxiliares às funções do grupo 1. As funções são: *ApplySimFunfile*, *CreateNNfile*, *DesNormalize*, *div*, *Inputsfile*, *MAX*, *mult*, *Normalize*, *ReplaceInFile*, *Write* e *Writed*. As duas primeiras e a função *Inputsfile* são responsáveis pela escrita dos dados nos ficheiros, as funções *Normalize* e *DesNormalize*, são responsáveis pela normalização e desnormalização dos dados, as funções *div*, *mult* e *MAX*, fazem: a divisão, multiplicação e determinação do máximo, de um conjunto de dados, respectivamente. As últimas funções *ReplaceInFile*, *Write* e *Writed*, fazem a substituição de caracteres por outros, em sistemas de dados diferentes.

4.4 Visão Dinâmica

Na visão dinâmica vão ser disponibilizados Diagramas de Sequência (DS), que explicam as funcionalidades dadas ao gestor e que mostram a ordem dos eventos, após uma destas opções ser escolhida. As funcionalidades de escolher data e escolher divisão estão integradas em cada uma das outras funcionalidades. Para descrever os algoritmos utilizados nessas funcionalidades vão ser utilizados Diagramas de Actividade (DA).

4.4.1 Diagramas de Sequência

O sistema permite várias acções, que serão descritas uma a uma, numa visão global da ordem os eventos.

Opção Histórico

Se a opção Histórico for chamada, a sequência de acções a executar é ilustrada através do DS representado pela Figura 4.9.

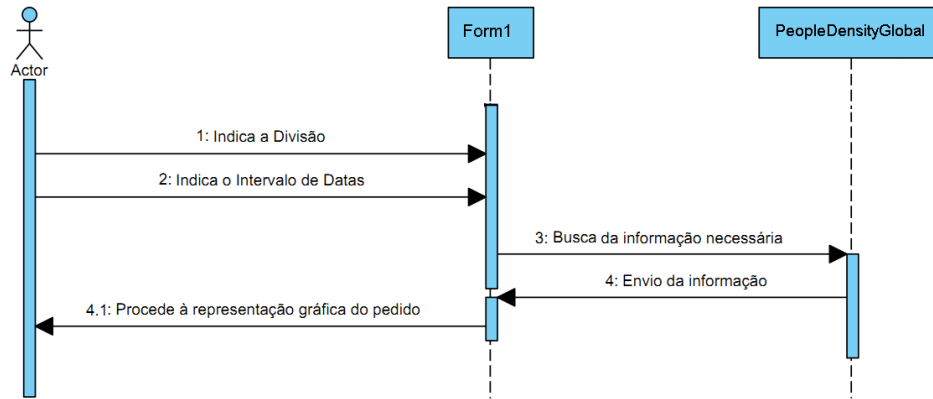


Figura 4.9: Diagrama de Sequência relacionado com a opção de Histórico

Como é possível observar na Figura 4.9, para a acção de Histórico, o utilizador numa primeira fase acede ao sistema, escolhe a divisão e o intervalo de datas. Posteriormente, o sistema acede ao conteúdo do histórico, guardado na BD, recolhendo dela os dados de que precisa. De seguida, procede-se à representação gráfica do histórico do número de pessoas na divisão para aquele intervalo de datas.

Opção Previsão

Se a opção Previsão for escolhida, a sequência de acções a executar é ilustrada através do DS representado pela Figura 4.10. Esta figura começa, como a anterior, pelo acesso ao sistema por parte do gestor. Após a escolha da divisão, do intervalo de datas e da escolha da opção Previsão, é feita uma recolha dos dados observados no passado para o respectivo mês, através da BD. Estes dados serão posteriormente usados para a criação, treino e simulação da RNA. Após a recolha de dados é necessário verificar se a rede já foi anteriormente criada e treinada. Se sim, o sistema passa à previsão dos dados, se não a rede vai ser criada e treinada com os dados. Quando esta última estiver pronta procede-se à simulação da mesma com os dados que possibilitarão a previsão do número de pessoas para o intervalo de datas escolhido. Após a simulação os dados previstos são guardados num ficheiro de texto, que é recolhido pelo sistema, de modo a facilitar ao utilizador um gráfico com os novos dados obtidos.

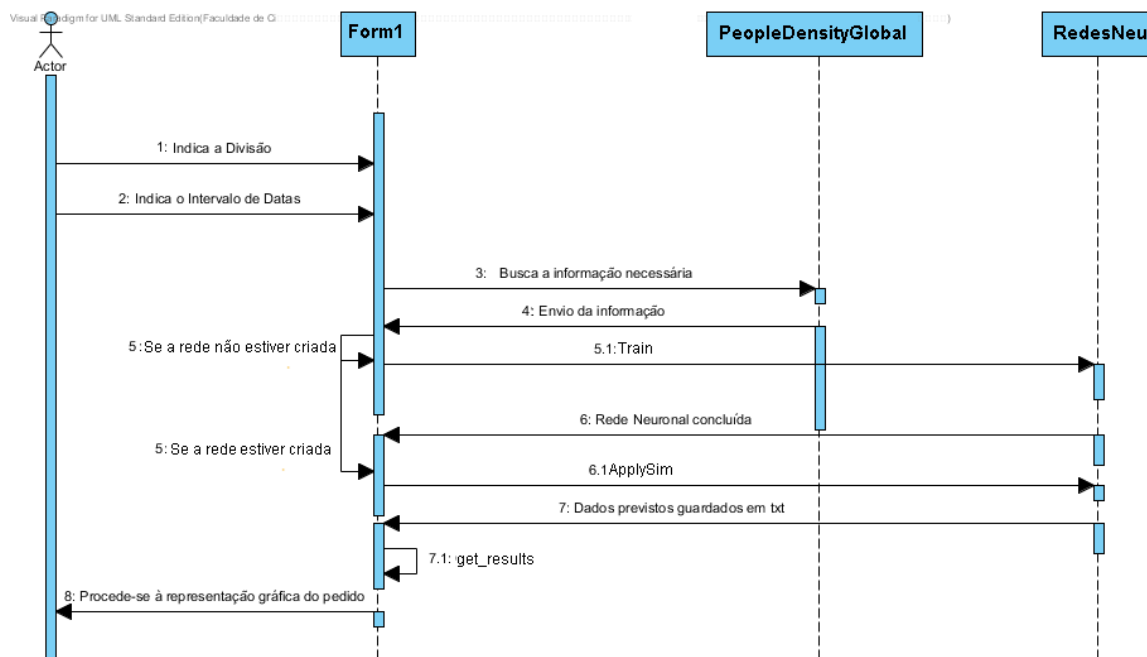


Figura 4.10: Diagrama de Sequência relacionado com a opção de Previsão

Opção Previsão 7 dias

Se o gestor escolher a opção Previsão 7 dias, a sequência de ações a executar é ilustrada através do DS representado pela Figura 4.11.

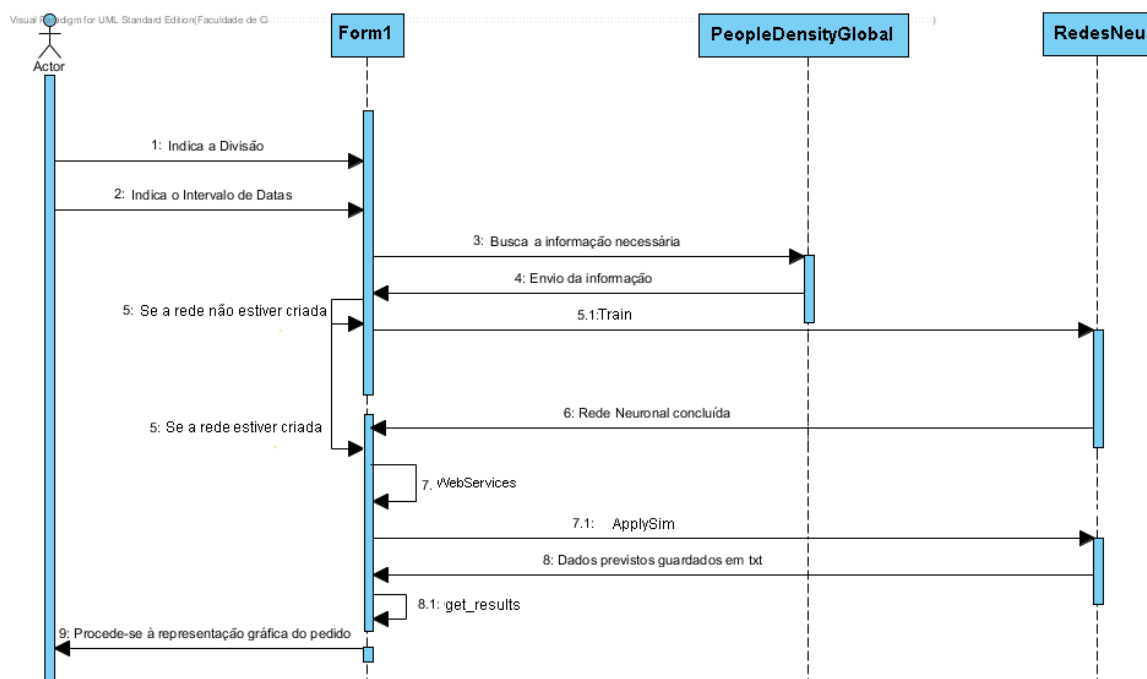


Figura 4.11: Diagrama de Sequência relacionado com a opção de Previsão 7 dias

Tal como é possível observar a figura é bastante parecida ao SD da opção Previsão. Contudo,

depois de treinada a RNA, se esse treino não tiver sido feito anteriormente, o sistema vai enviar um pedido, através de um WS, da temperatura para os próximos 7 dias. Assim que esse pedido obtiver resposta, estes valores de temperatura serão inseridos no conjunto de dados a enviar para a RNA simular. Depois de simulados, e à semelhança da opção Previsão, os dados são guardados num ficheiros de texto que é lido posteriormente pelo sistema. Assim que tiverem sido processados esses dados serão representados graficamente.

Opção Mapa

Se a opção escolhida for Mapa, a sequência de acções a executar é ilustrada através do DS representado pela Figura 4.12.

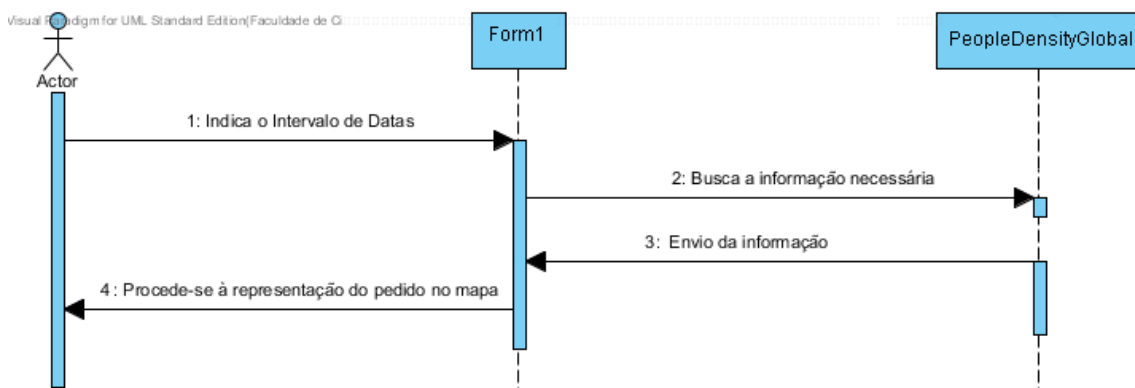


Figura 4.12: Diagrama de Sequência relacionado com a opção de Mapa

Observando a Figura 4.12, é possível visualizar que as primeiras acções a executar pelo utilizador são idênticas (Aceder ao sistema e Indicar o intervalo de datas). Após escolhida a opção de Mapa é feita uma busca à BD pelo número de pessoas que existiram nas várias divisões do edifício. Assim que é recebida essa informação, esta vai ser tratada e apresentada através da planta do piso em questão.

4.4.2 Diagramas de Actividade

Para representar o fluxo de actividades, que um algoritmo possui, foram criados Diagramas de Actividade. Estes algoritmos vão representar as funções que vão ser executadas em *Matlab* e que ainda não foram explicadas nesta dissertação. Estas funções são criadas pelo sistema desenvolvido em *Visual Studio 2008*, e guardadas em ficheiros. Posteriormente, o *Visual Studio 2008* vai despultar o *Matlab* para ler e executar os comandos que se encontram nesses ficheiros.

O primeiro ficheiro a ser executado pelo *Matlab* é o ficheiro de *Inputs*, que contém todos os dados necessários à criação e execução da RNA, nomeadamente o conjunto com o qual será feito o treino da rede.

Os dois ficheiros seguintes: o de treino e o de simulação, vão ser explicados de seguida, devido a serem mais complexos que o primeiro.

Treino feito em *Matlab*

O treino da RNA foi efectuado usando a ferramenta *Matlab*, e que segue a estrutura do DA da Figura 4.13.

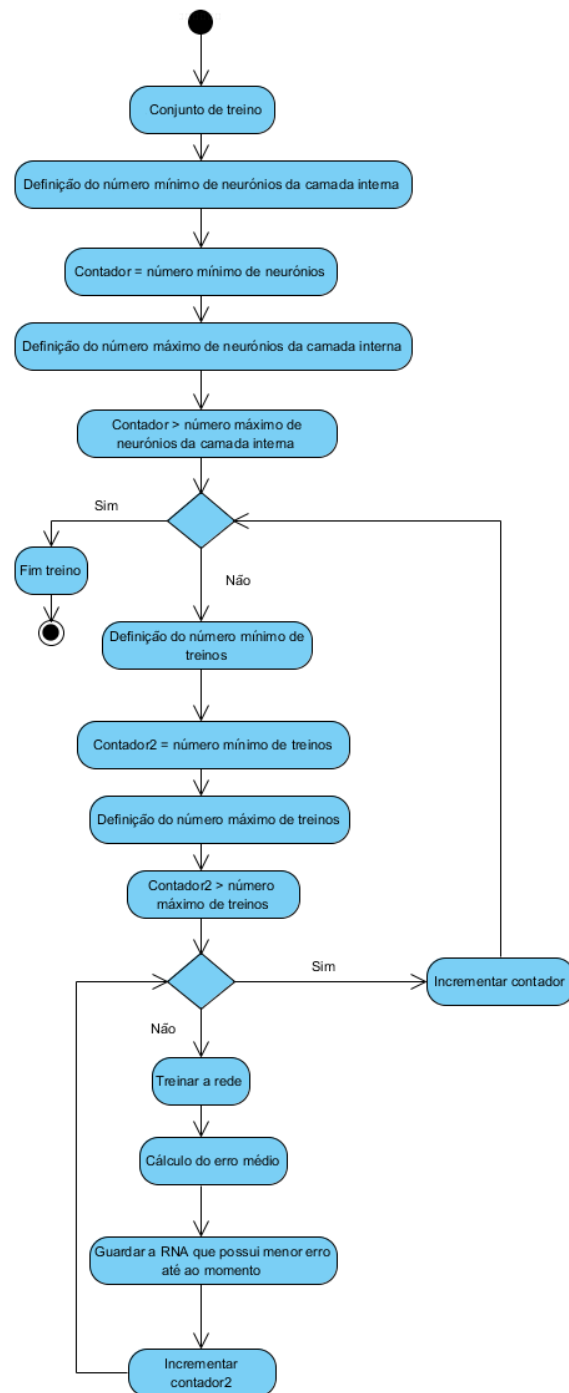


Figura 4.13: Diagrama de Actividade relacionado com o treino feito em *Matlab*

Como é possível observar na Figura 4.13 o treino inicia-se quando o conjunto de treino é definido. O treino é realizado para várias RNAs, que diferem umas das outras devido ao número de

neurónios da camada interna. O treino inicia-se com a rede com menor número de neurónios na camada interna. De seguida esta RNA é treinada com um número de treinos definido. No final de cada treino será guardada a rede com melhor desempenho. O desempenho da rede é dado pelo erro médio quadrático à saída da rede e é definido pela equação 4.1.

$$\xi_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (d_j(n) - y_j(n))^2 \quad (4.1)$$

Segundo [Demuth and Beale, 2004], esta função é a função padrão para retratar o desempenho de uma RNA, que use como modelo de aprendizagem o método de *Backpropagation*. A equação do erro médio ξ_{av} é a soma dos erros, normalizada, para um conjunto N de padrões que existem no conjunto de treino. O d_j é o valor desejado no neurónio da camada de saída e o y_j é o valor obtido nesse mesmo neurónio.

Por vezes um número pequeno de neurónios na camada interna não é suficiente para a rede aprender, por outro lado, neurónios em excesso nessa mesma camada vão aumentar a complexidade da mesma, perdendo capacidade de generalização.

Após todos os treinos, com diferentes números de neurónios na camada interna, vai obter-se a RNA com menor erro médio e será esta a ser usada numa futura previsão.

Previsão feita em *Matlab*

A previsão é um algoritmo mais simples do que o treino, e tal como este também é escrito em M-código para ser compilado em *Matlab*. O algoritmo segue a estrutura descrita pela Figura 4.14.

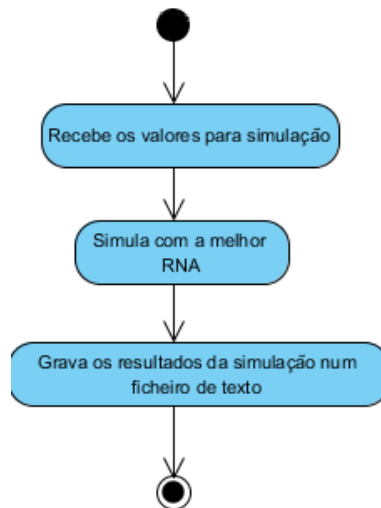


Figura 4.14: Diagrama de Actividade relacionado com a previsão feito em *Matlab*

Primeiramente, este algoritmo recebe os valores que devem ser colocados na entrada da RNA. Estes valores são: o intervalo de horas, o conjunto com os valores de temperaturas na divisão escolhida e outro conjunto com as temperaturas exteriores. Estes valores são escolhidos da seguinte forma:

- O intervalo de horas verifica a data inicial e final, e cria um *array* para todos esses dias, onde cada dia ocupa vinte e quatro posições correspondentes às horas do dia.
- O conjunto de temperaturas na divisão é recolhido sempre através da BD, de onde são retiradas as temperaturas para as mesmas datas de anos anteriores.
- O conjunto dos valores de temperaturas exteriores é obtido dependente da função que estiver a ser chamada. Ou seja, quando a função é a de *Previsão*, estas temperaturas são recolhidas através da BD, mas se por outro lado a função é a de *Previsão7dias*, estes dados de temperatura são recolhidos através de um Ws, fornecido na *Internet* por uma empresa de meteorologia.

Depois de definidos estes valores, introduz-se os mesmos na RNA e inicia-se a simulação. A rede que é usada nesta simulação é a que obteve menor erro na fase de treino. A saída apresentará a previsão feita pela RNA para o número de pessoas numa divisão para um certo intervalo de datas. Esses resultados obtidos a partir da rede são guardados num ficheiro de texto, que posteriormente são usados para graficamente serem mostrados ao gestor.

4.5 Interface

O sistema inicia-se com a apresentação de uma interface, que pode ser observada através da Figura 4.15. Esta figura mostra as funcionalidades com as quais o gestor pode operar. Possibilita quatro escolhas: *Historico*, *Previsao*, *Previsao7dias* e *Mapa*.

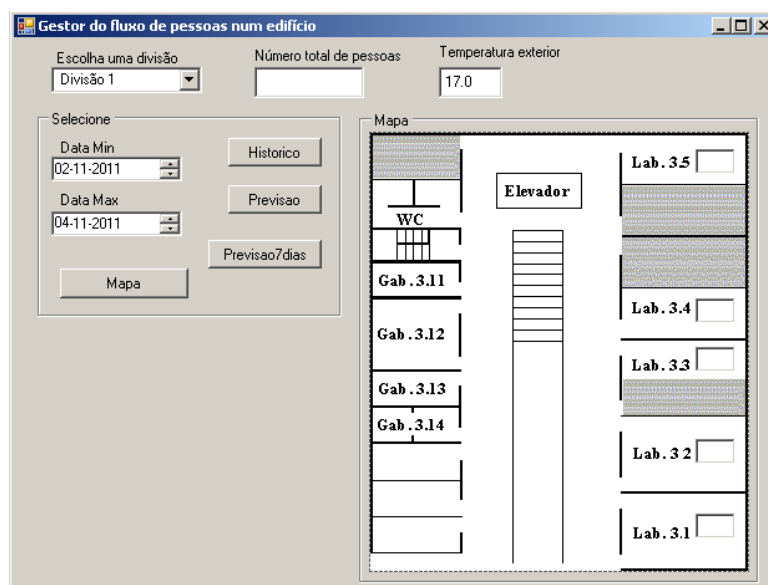


Figura 4.15: Interface

Além destas opções descritas anteriormente, a interface possui ainda outros seis campos de interesse. Um desses campos, denominado *Temperatura exterior*, permite saber no momento em que a aplicação está sendo utilizada qual a temperatura exterior que se sente. O segundo campo, *Escolha uma divisão*, permite fazer a escolha da divisão a ser estudada. Existem outros dois onde é possível a escolha de uma data mínima e máxima dadas através dos campos *Data Min* e *Data Max*, respectivamente. Estes dois campos vão definir o intervalo de datas que vai ser usado para os estudos. O campo *Número total de pessoas* e o campo *Mapa* são campos que não possibilitam a introdução de dados, sendo utilizados apenas para visualização do número de pessoas no edifício ou divisão.

Qualquer das opções: *Historico*, *Previsao* e *Previsao7dias*, necessitam que se escolha uma divisão e um intervalo de datas. Para utilizar a opção, *Mapa*, só precisa de ser inserido o intervalo de datas.

Capítulo 5

Testes e Exemplo Ilustrativo da Aplicação

Neste capítulo vai ser mostrado um exemplo do SGP a funcionar, bem como testes à solução. Estas simulações vão ser mostradas através de imagens retiradas com o programa em funcionamento.

Primeiramente vai ser apresentado um exemplo ilustrativo do funcionamento da aplicação, para de seguida serem feitos os testes ao sistema.

Se o gestor decidir escolher uma das opções de previsão, na interface 4.15, *Previsao* ou *Previsao7dias*, tem, como foi explicado acima, de definir alguns campos. Para exemplo, vai-se definir como intervalo de datas: 2 de Novembro de 2011 a 5 de Novembro de 2011, e onde a divisão escolhida foi a número 1. Um exemplo de visualização desta interface preenchida pode ser observada pela Figura 4.15, já referida anteriormente. Após esta escolha e a selecção de um dos botões de previsão, a rede é criada e definida, passando posteriormente para uma fase de treino. A fase de treino só é efectuada se não existir uma rede treinada até ao momento para a semana em questão. Esta fase é representada por uma janela que é aberta proveniente do *Matlab*, e que pode ser observada na Figura 5.1.

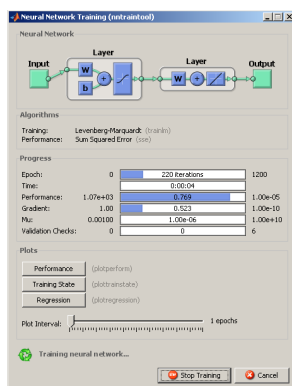


Figura 5.1: Treino da RNA

Esta fase de treino tende a demorar algum tempo, visto que o *Matlab* está a operar como aplicação secundária, e que o volume de dados que tem de ser processado é elevado. Este volume de dados vai desde as entradas a serem introduzidas na rede, como também a decisão de escolha da melhor rede que já foi explicada em capítulos anteriores. Esta decisão vai fazer com que sejam criadas várias RNAs, muitas delas com número de neurónios de camada interna diferente. As que são iguais, ao passarem pelo processo iterativo de aprendizagem vão ser repetidas, até ser encontrada a RNA com melhor desempenho.

Após a fase de treino estar finalizada aparecem duas janelas gráficas criadas pelo *Matlab*. A primeira mostra um gráfico de barras referente à relação entre o número de neurónios da camada interna com o erro obtido à saída da rede. A segunda figura vai permitir visualizar a diferença entre a saída treinada e a desejada. Ambas as figuras vão ser descritas de seguida.

A primeira figura pode ser observada através da Figura 5.2. Como se pode observar à medida que o número de neurónios da camada interna aumenta o erro vai diminuindo até encontrar um mínimo, e após esse valor o erro volta a aumentar outra vez.

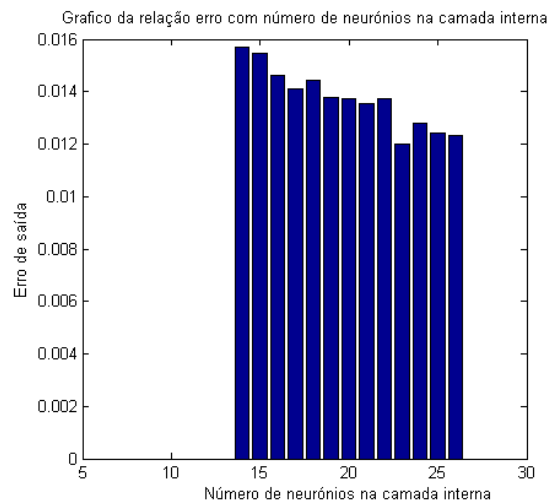


Figura 5.2: Gráfico do erro em função do número de neurónios na camada interna

Esse valor mínimo de erro corresponde a uma RNA, e é essa RNA com o erro mais pequeno que vai ser utilizada para o treino dos dados de previsão.

A segunda figura representa a saída da RNA após o treino e pode ser observada na Figura 5.3. Esta figura é constituída por dois gráficos, um que representa o gráfico desejado e outro que representa a saída obtida no final do treino. Ainda é possível identificar um padrão composto por cinco picos de amplitude maior, seguidos por dois de amplitude mais pequena. Este padrão está repetido duas vezes, e cada um desses grupos representam esta mesma semana mas ocorrida em anos anteriores. Quando se pretende procurar dados na BD, de forma a treinar a rede, estes são escolhidos pela semana do ano, ou seja vão ser escolhidas todas as primeiras semanas do mês de Novembro disponíveis na BD. Estas semanas serão introduzidas na RNA por ordem decrescente de ano, por outras palavras, a semana do ano mais recente será a primeira a ser introduzida na rede,

seguida das restantes semanas de anos anteriores.

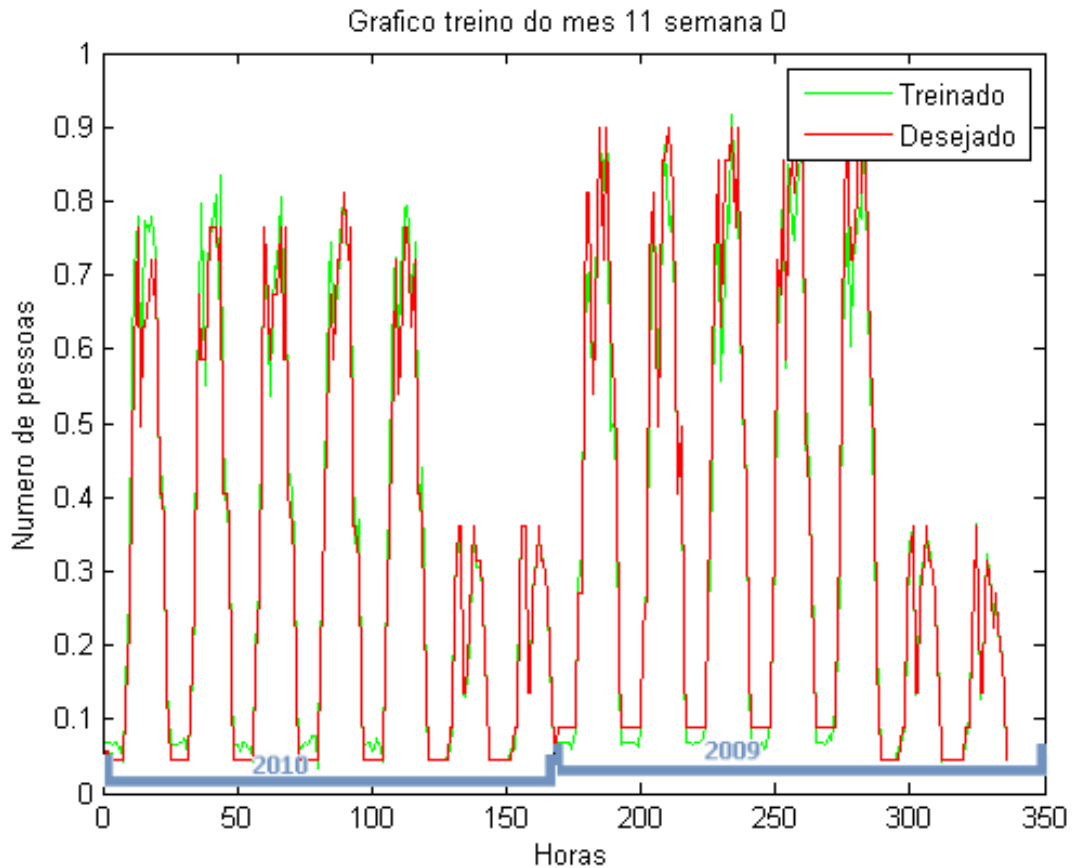


Figura 5.3: Gráfico do treino da rede neuronal

A figura transmite a informação relativa a dois anos anteriores, o que permite saber que a BD só possui informação relativa desta semana para os anos de 2010 e 2009. A saída da RNA mostra que a aprendizagem foi conseguida com algum grau de precisão, porque a saída do treino é muito semelhante à saída desejada, o que se compreende que o treino ocorreu como o previsto.

Até este ponto, ambas as opções de previsão se comportam de maneira semelhante. Após o treino, os dados de entrada da RNA vão ser escolhidos de maneira diferente pela opção *Previsao* e *Previsao7dias*. A entrada que varia é a *Temperatura exterior*. Ou no caso de o intervalo de datas não corresponder a uma semana, variará na quantidade de dados a introduzir na rede. Este facto é dado pela possibilidade de com a opção *Previsao* se fazer uma previsão do número de pessoas para qualquer intervalo de datas. Dentro desta previsão usam-se apenas dados recolhidos da BD, como foi explicado em capítulos anteriores. Ao contrário desta, a opção de *Previsao7dias* vai caracterizar a entrada *Temperatura exterior* através de um Ws recolhido de uma aplicação metereológica.

Ainda assim, e após estarem definidas as entradas da RNA para uma semana é feita a simulação para o intervalo de dados pretendido, e cuja saída pode ser observada através da Figura 5.4. Ao observar essa mesma figura consegue-se perceber que o erro é pequeno e que o número de pessoas

para esta semana vai ser parecido se comparado com anos anteriores.

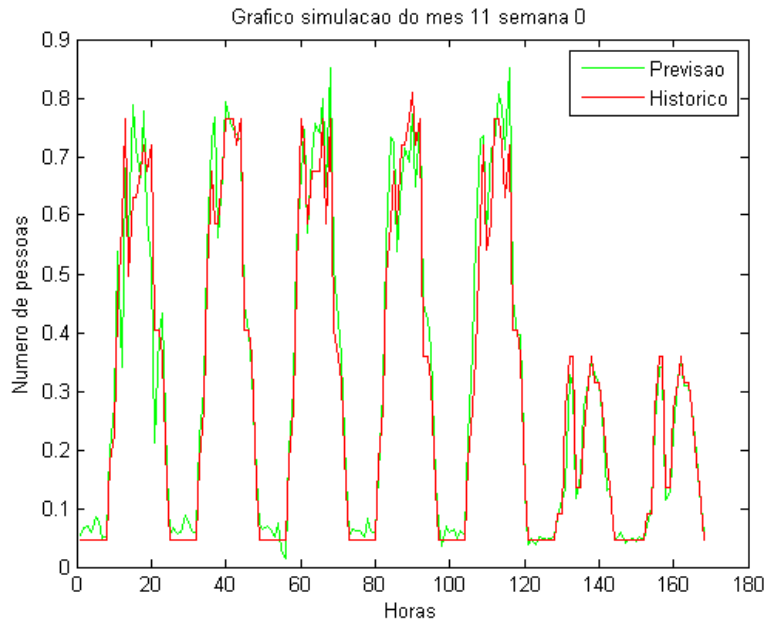


Figura 5.4: Gráfico referente à previsão do número de pessoas da rede neuronal

É de salientar que as imagens são apresentadas de forma contínua pelo *Matlab* ainda que na realidade todos os dados sejam discretos. Após os estudos de *Matlab* serem concluídos, e de todas as janelas desta ferramenta terem aparecido, surge uma janela gráfica com o número de pessoas previstos para o intervalo escolhido, representado pela Figura 5.5.

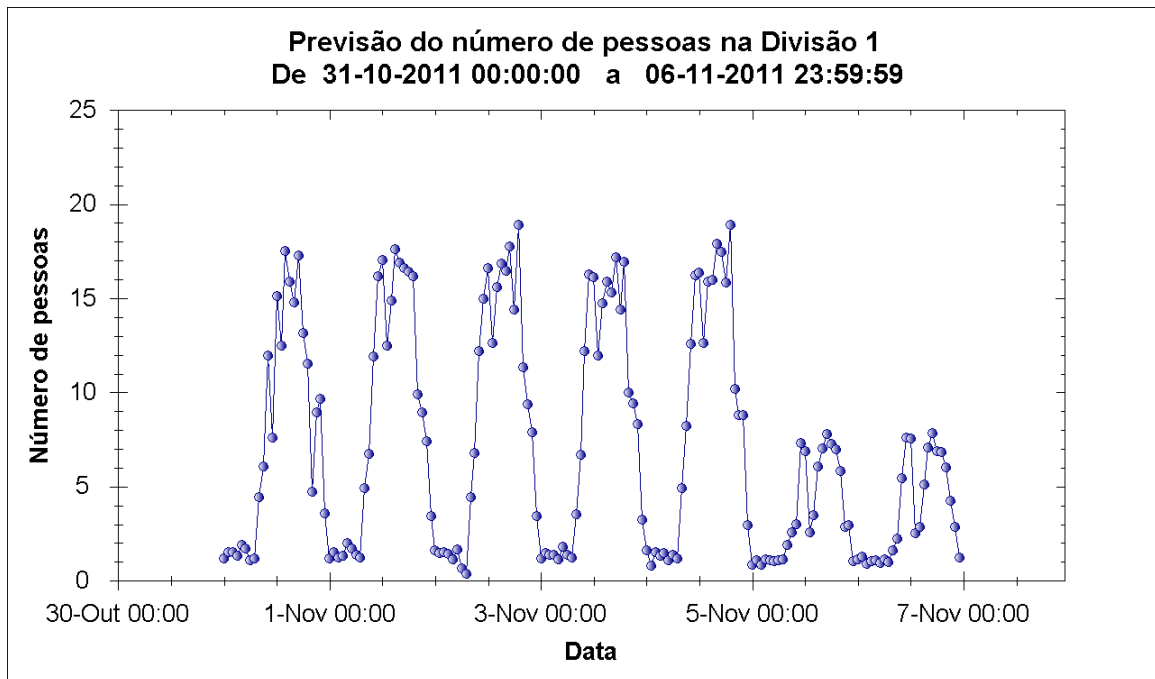


Figura 5.5: Gráfico da simulação da rede neuronal

Nesta figura o número de pessoas previsto já é apresentado de forma discreta para os sete dias com

um intervalo de hora a hora.

Quando se pretende escolher a opção *Historico*, deve-se previamente introduzir o intervalo de dados desejado e ainda a divisão para a qual se pretende observar o histórico. O histórico adquire os seus dados a partir da BD do sistema. Depois destes passos, aparecerá uma nova janela gráfica com a variação do número de pessoas para o período de tempo escolhido. O valor do número de pessoas total irá aparecer no campo *Número total de pessoas*. Para exemplificar escolheu-se o intervalo de datas de 1 de Novembro de 2010 até 30 de Novembro de 2010 e a divisão 1. Após a selecção da opção *Historico*, irá aparecer um gráfico relativo ao número de pessoas presentes na divisão 1 durante o mês de Novembro de 2010 e pode ser observado através da Figura 5.6.

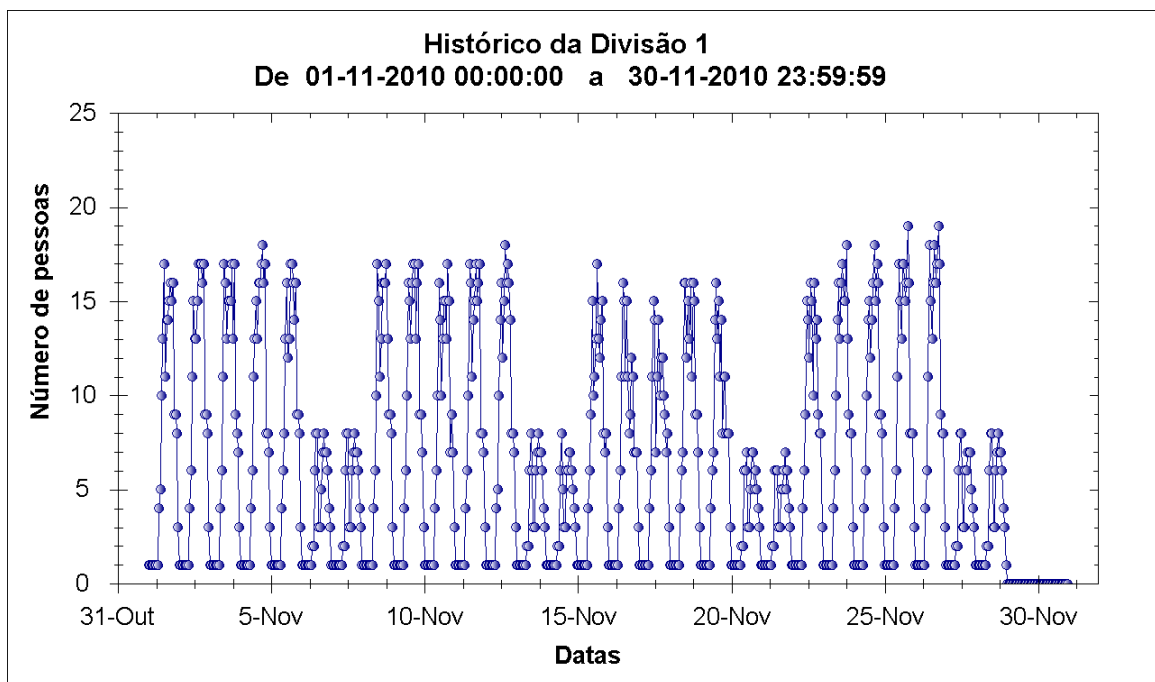


Figura 5.6: Gráfico do número de pessoas após ter sido escolhida a opção *Historic*

Como é possível observar pela figura existe uma variação do número de pessoas ao longo do mês, existindo maior ocupação em dias da semana comparativamente aos fim de semana. Exemplo disso são o dia 20 de Novembro de 2010 que foi um sábado e o dia 25 que foi uma quarta-feira. Observando essas duas datas denota-se que o sábado tem menos pessoas do que uma quarta-feira. Tal facto pode ser explicado através da existência de mais pessoas na universidade nos dias de semana devido a aulas ou trabalho. Cada ponto no gráfico está definido para uma hora do dia pelo que o gráfico apresenta 720 pontos, um por cada hora do mês.

Este gráfico transmite ainda a ideia da existência de um padrão semanal que existe durante o mês de Novembro. Todas as semanas deste mês têm cinco picos de amplitude próxima da máxima e dois picos de amplitude mais pequena, que ocorrem durante o fim de semana. A existência de uma repetição semanal proporciona a criação de um padrão, que mais tarde pode ser usado como dado de treino de uma RNA de previsão.

Se a opção escolhida for *Mapa* e tiver sido escolhido o intervalo de tempo pretendido, a interface sofrerá uma actualização na figura que representa a planta do edifício. Nesta planta serão escritos o número de pessoas presente em cada uma das divisões, para o intervalo de tempo definido. A Figura 5.7 mostra o número de pessoas em cada divisão do mapa.

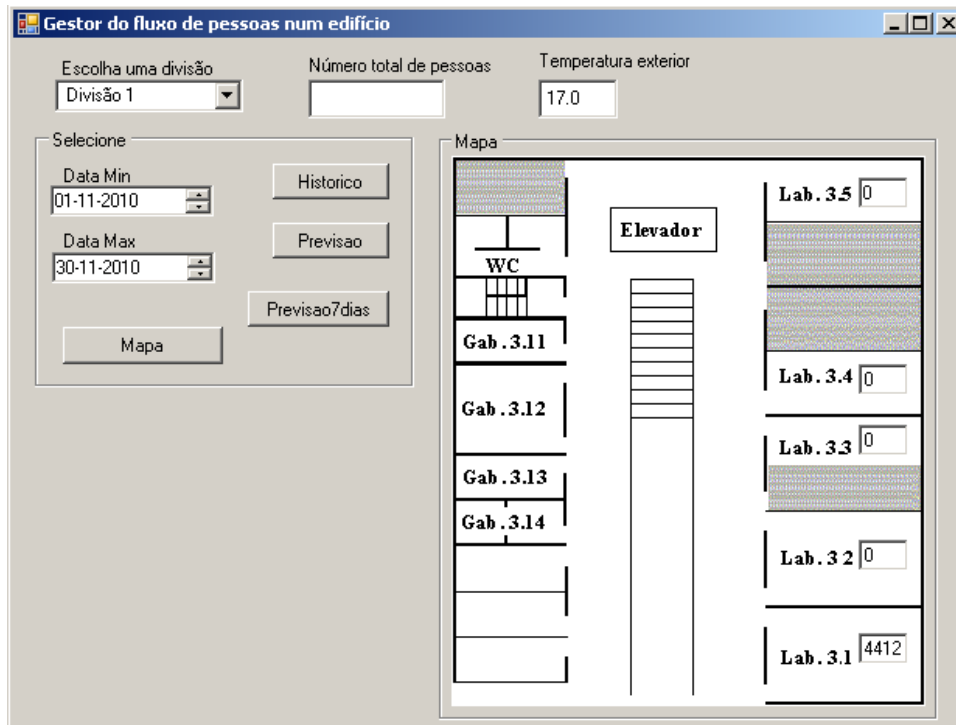


Figura 5.7: Visualização da interface após ter sido escolhida a opção *Map*

Como é possível observar, para o intervalo de tempo de 1 de Novembro de 2010 até 30 de Novembro de 2010, só a divisão *Lab. 3.1* é que teve movimento de pessoas. Dentro deste intervalo de tempo estiveram 4412 pessoas presentes nesta divisão.

Depois de explicadas as opções do sistema de gestão, vão ser considerados conjuntos de testes que vão servir como validação do mesmo. Os dados históricos utilizados foram criados pelo autor e devido a esse facto têm-se poucos dados.

Os conjuntos de testes considerados são:

- 31 de Outubro a 6 de Novembro de 2011 - Representativo de uma semana a meio do primeiro semestre.
- 31 de Outubro a 4 de Novembro de 2011 - Representativo de um intervalo de dias úteis.
- 5 a 6 de Novembro de 2011 - Representativo de um fim-de-semana.

- 31 de Outubro a 13 de Novembro de 2011 - Representativo de um conjunto de quinze dias.
- 31 de Outubro a 13 de Novembro de 2011 - com valores aleatórios.
- 31 de Outubro a 6 de Novembro de 2011 - com valores aleatórios.

Este conjunto de dados é dado pelas características contidas na Tabela 5.1.

Tabela 5.1: Características do Histórico - Intervalos de valores definidos

Datas	Temperatura na sala	Temperatura Exterior	Dias	Horas
2 a 8 Novembro 2009	[18, 19]	[11,14]	[0,1]	[0,23]
9 a 15 Novembro 2009	[17, 20]	[10,15]	[0,1]	[0,23]
1 a 7 Novembro 2010	[18, 20]	[10,15]	[0,1]	[0,23]
8 a 14 Novembro 2010	[17, 20]	[10,14]	[0,1]	[0,23]

Para o primeiro intervalo de datas definido, de 31 de Outubro a 6 de Novembro de 2011, existe um histórico de 2 anos passados para a mesma semana, dados de 1 a 7 de Novembro de 2010 e de 2 a 8 de Novembro de 2009. O histórico destes dados pode ser observado através das Figuras 5.8.

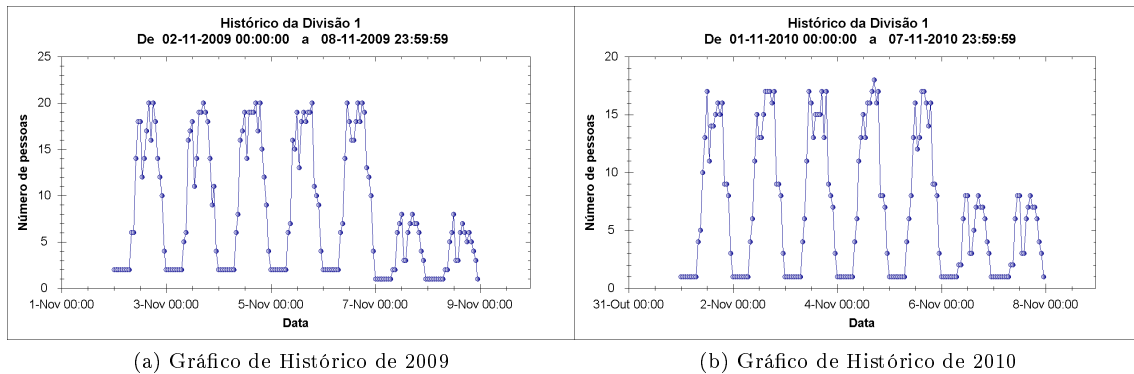


Figura 5.8: Histórico da semana 1 do mês de Novembro de 2011

Com base nesta amostra, a RNA tenta aprender e o resultado do treino é dado pela Figura 5.9.

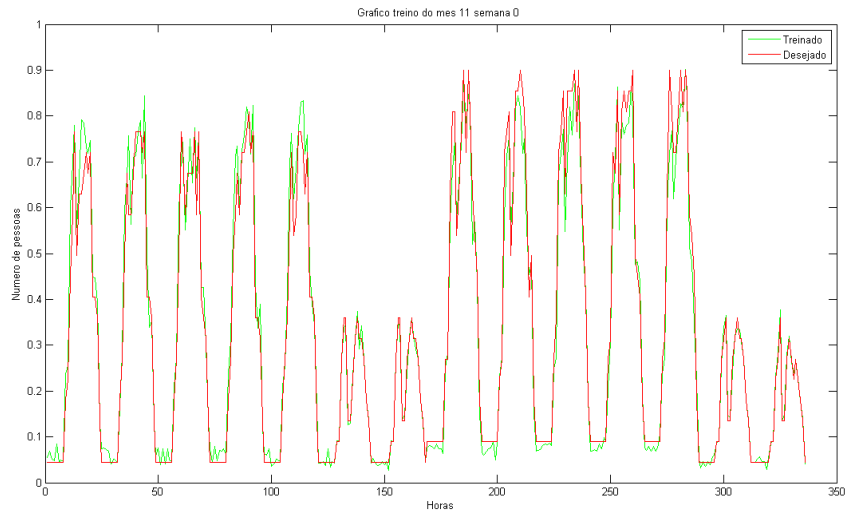


Figura 5.9: Treino para o histórico de 31 a 6 de Novembro

Após o treino estar concluído, procede-se à simulação com os dados alvo. A solução obtida pode ser observada através da Figura 5.10.

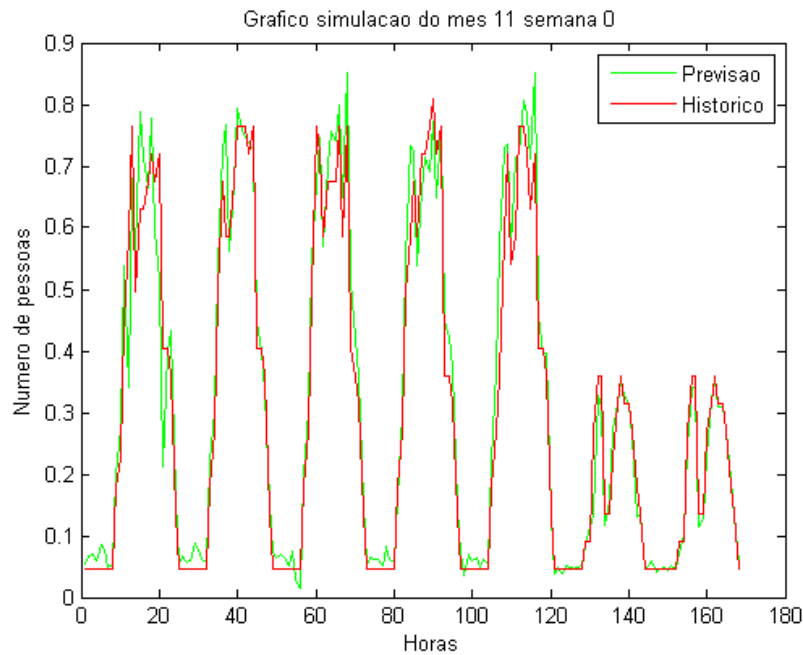


Figura 5.10: Simulação de 31 a 6 de Novembro de 2011

A saída apresentada pelo SGP vai ser apresentada pela Figura 5.11.

Para este caso, e como é possível observar nas figuras anteriores, a RNA conseguiu aprender, baseada no histórico de anos anteriores, e foi com base nessa aprendizagem que conseguiu estimar valores para os dados futuros, caracterizados pelo intervalo de 31 a 6 de Novembro de 2011.

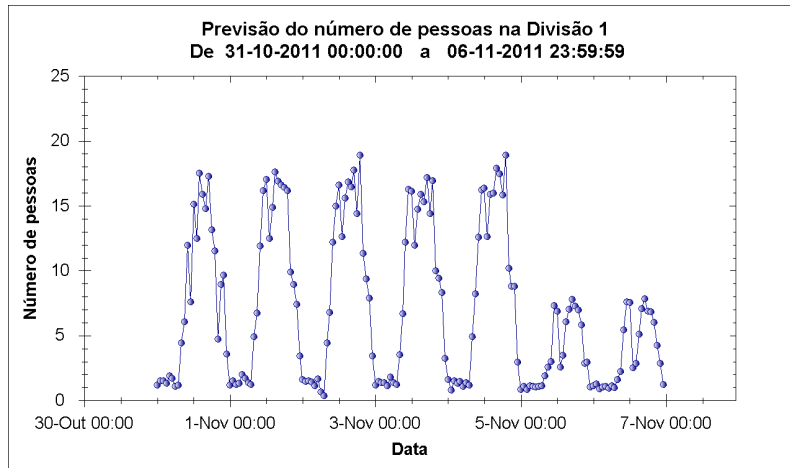


Figura 5.11: Interface de previsão de 31 a 6 de Novembro de 2011

Para definir se a rede tinha efectivamente capacidade para generalizar os dados, foi feita a simulação, usando a mesma RNA, mas para o fim-de-semana e para os dias úteis, existentes na semana de 31 a 6 de Novembro de 2011.

Começando pelo intervalo de dias úteis, 31 de Outubro a 4 de Novembro de 2011, obteve-se como saída da RNA após simulação a Figura 5.12.

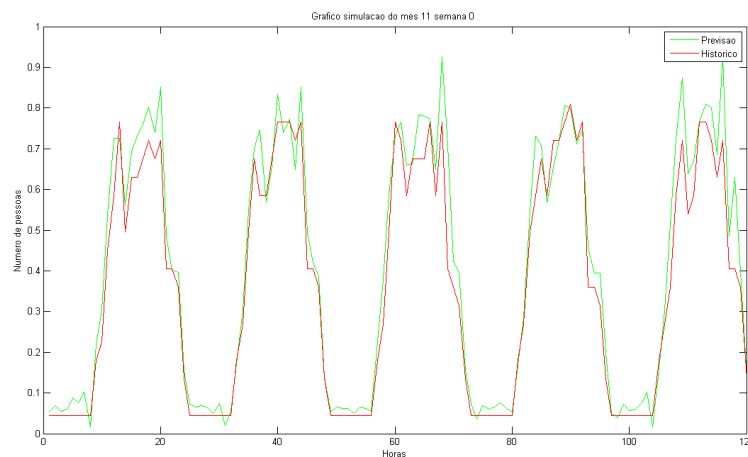


Figura 5.12: Simulação de 31 de Outubro a 4 de Novembro de 2011

Tal como é possível observar a figura apresenta um erro pequeno, quando em comparação com o último intervalo de histórico registado.

Quando introduzidos dados relativos ao fim-de-semana, nomeadamente de 5 a 6 de Novembro de 2011, a simulação obtida proveniente da RNA é dada pela Figura 5.13.

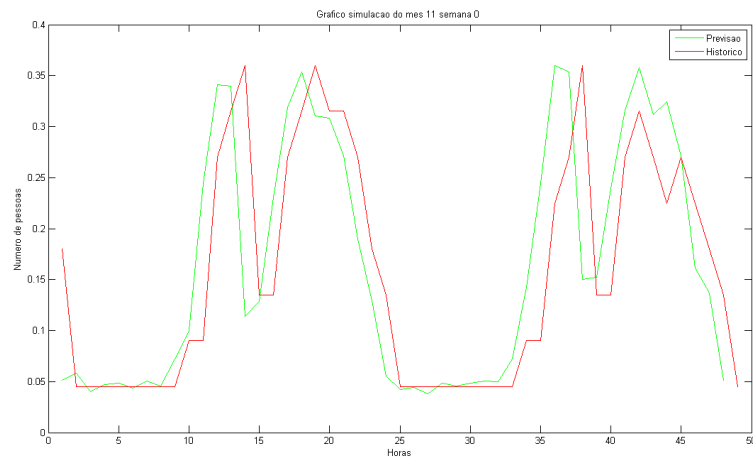
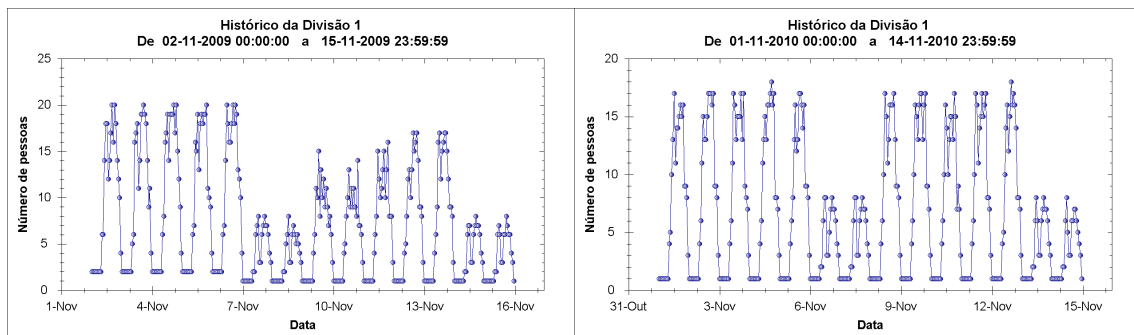


Figura 5.13: Simulação de 5 a 6 de Novembro de 2011

Esta figura permite identificar que o erro obtido à saída da RNA é pequeno, por exemplo comparativamente à solução em que só se apresentavam 3 neurónios de entrada, e onde não eram distinguidos dias úteis de dias de fim-de-semana. A diferença que é observada entre o gráfico de histórico e o gráfico de previsão, pode ser explicada, devido ao facto de existir mais uma semana de histórico que também foi introduzida aquando do treino da RNA. A influência dessa semana, que não se encontra representada nesta figura, vai ser preponderante para o facto de a saída da RNA não ser exactamente igual aos valores de histórico que são apresentados desse mesmo intervalo de tempo para o ano anterior.

Para testar os limites da estrutura da RNA desenvolvida, foi introduzido um intervalo de tempo de quinze dias, de modo a verificar se a RNA teria ou não capacidade para aprender e prever dados.

Primeiramente, foi treinada a rede com dados de histórico dos anos de 2009 e 2010, para as semanas de 31 de Outubro a 13 de Novembro de 2011. Esse histórico pode ser observado através da Figura 5.14.



(a) Gráfico de Histórico de 2009

(b) Gráfico de Histórico de 2010

Figura 5.14: Histórico de duas semanas do mês de Novembro

O treino da RNA baseada no histórico anterior pode ser observada através da Figura 5.15.

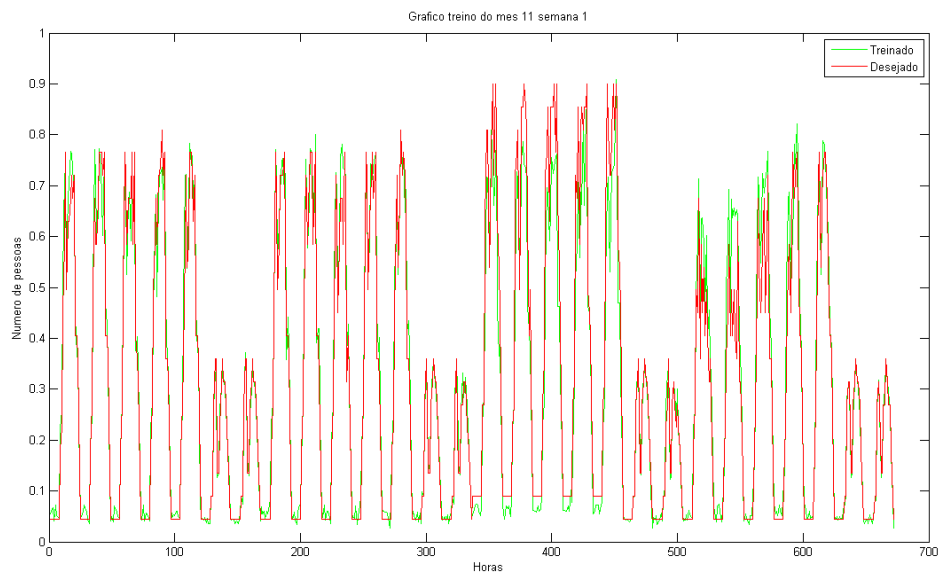


Figura 5.15: Treino para o histórico de 31 de Outubro a 13 de Novembro

Este treino obteve um erro de saída baixo, e pode ser verificado através da diferença entre o gráfico desejado e o gráfico treinado.

Para o intervalo de 31 de Outubro a 13 de Novembro de 2011, a simulação obtida proveniente da RNA é dada pela Figura 5.16.

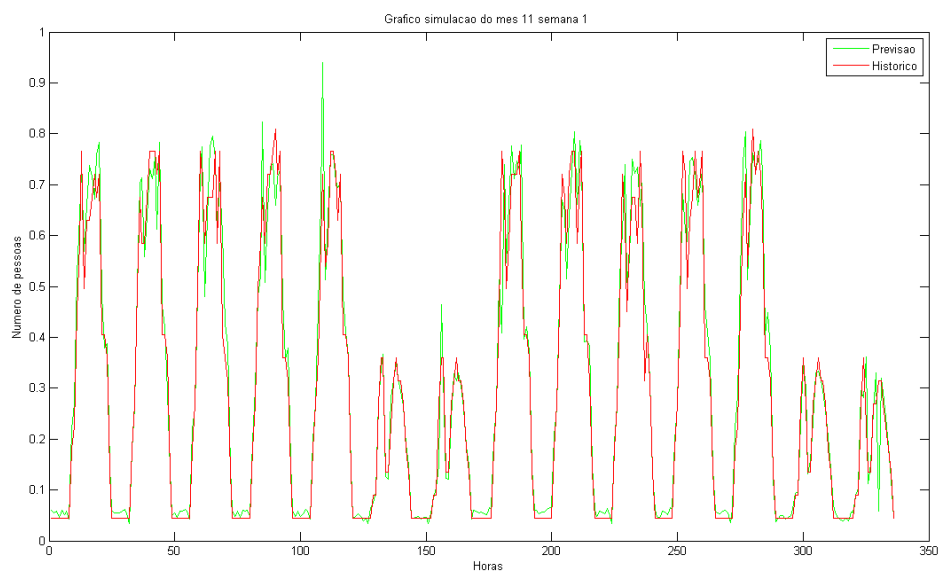


Figura 5.16: Simulação de 31 de Outubro a 13 de Novembro de 2011

O gráfico de final que será mostrado ao gestor pode ser observado na Figura 5.17.

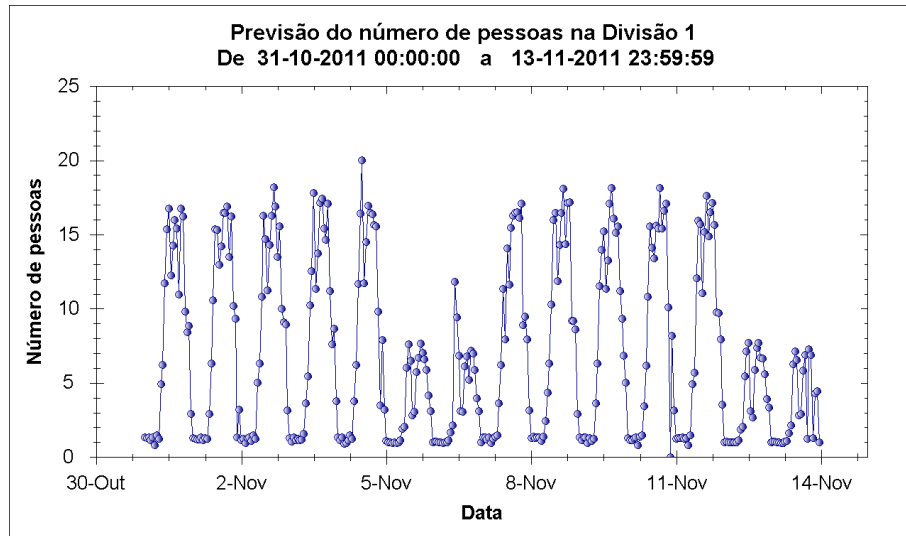


Figura 5.17: Previsão de 31 de Outubro a 13 de Novembro de 2011

De seguida vão ser testadas ambas as RNAs com alguns valores aleatórios. Recorrendo à última RNA testada, de duas semanas, vai ser alterada a temperatura da divisão, de 19°C para três valores: 9°C, 13°C e 16°C, e somente às 13 horas do dia 1 Novembro de 2011.

A saída da rede vai ser apresentada nas Figuras 5.18.

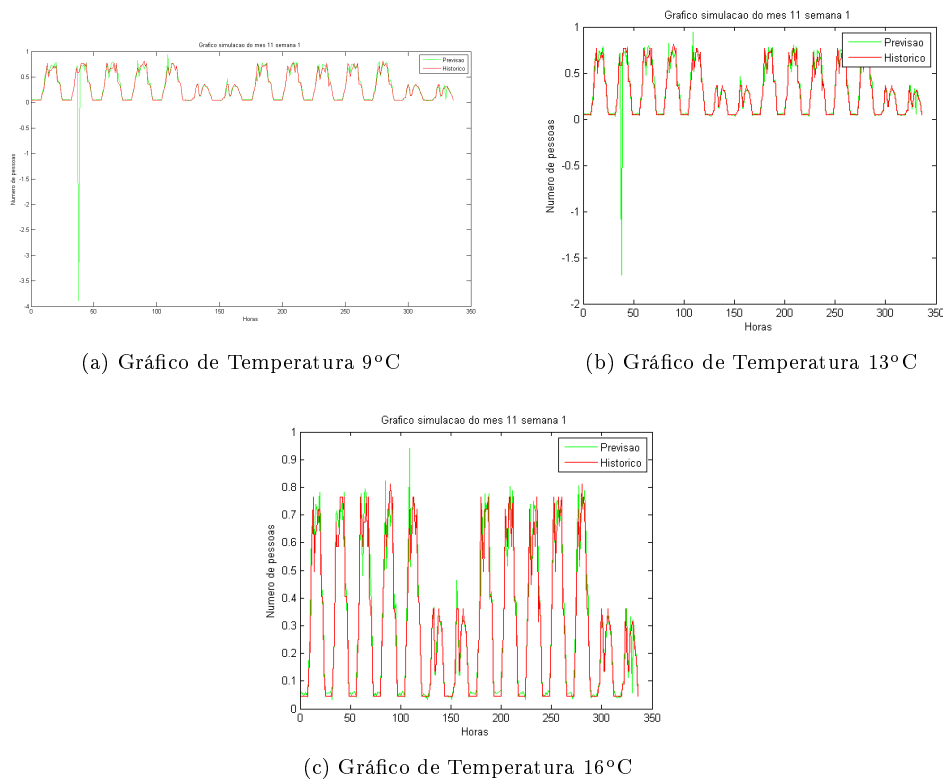


Figura 5.18: Alterações na simulação da previsão de 31 de Outubro a 13 de Novembro de 2011

Como é possível verificar através das figuras quanto maior for a diferença entre os valores treinados dos valores a simular, maior é o erro e menor a capacidade de generalização.

O mesmo fenómeno acontece para a RNA de uma semana, com a diferença de que o intervalo de diferença neste caso, é ligeiramente maior do que no caso anterior. Como a amplitude dos valores treinados é menor do que a anterior, ou seja somente uma semana, a sua capacidade de generalização é maior. Este facto pode ser verificado através da Figura 5.19, que mostra a saída da RNA para a alteração da temperatura da divisão às 13 horas do dia 1 Novembro de 2011, para 15°C.

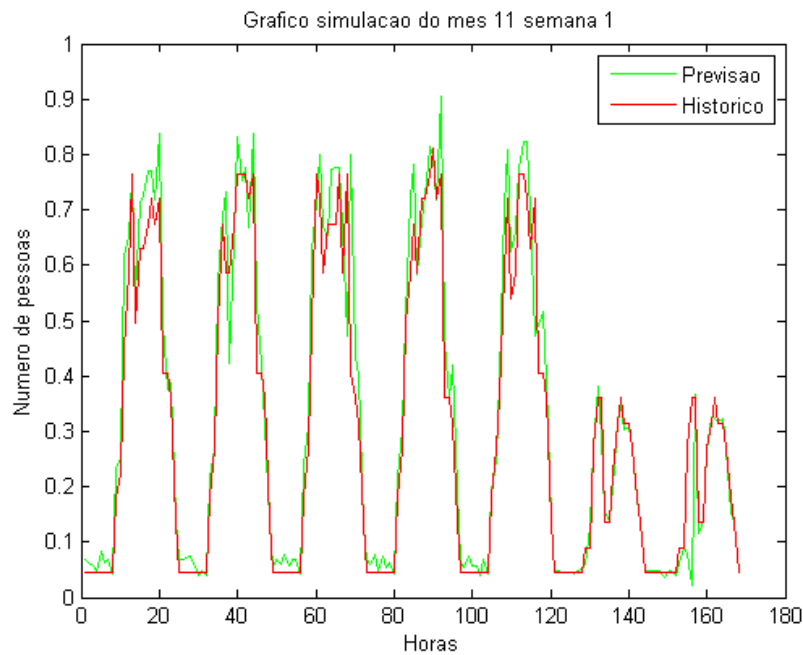


Figura 5.19: Previsão de 31 de Outubro a 6 de Novembro de 2011 com alteração na Temperatura para 15°C

Para este valor ainda se consegue distinguir um ligeiro erro mas mais pequeno do que no exemplo anterior.

Ou seja, se se aumentar o intervalo de teste para quinze dias pode existir perda de generalização pelo que o ideal será usar um histórico de amostras grande e um intervalo objectivo pequeno.

Capítulo 6

Conclusões

Neste capítulo são descritas uma síntese e as conclusões atingidas.

Face à necessidade constante de encontrar métodos que contribuam para um melhoramento da eficiência energética de um edifício através da poupança de energia e recursos, esta dissertação foi desenvolvida de forma a em vez de se afectar os equipamentos concentrar-se em fazer estudos sobre as pessoas. Todos os edifícios que precisam de eficiência energética são afectados por pessoas e é devido a estas que são necessárias novas formas de poupança de energia. Conhecendo o número de pessoas num espaço, os equipamentos, através de um método de controlo, podem alterar os seus parâmetros e adaptar-se ao ambiente.

Contudo os equipamentos têm limitações e não respondem prontamente às acções de controlo. Por este motivo fez-se um estudo da previsão de pessoas em salas de um edifício, porque sabendo o número de pessoas no futuro num espaço, podem-se afectar os equipamentos atempadamente por forma a criar condições ambiente acolhedoras.

A variação da ocupação por parte de pessoas num espaço é importante para a eficiência energética, porque a ausência de pessoas num espaço contribui para uma diminuição dos recursos energéticos a usar no mesmo. Tal como a existência de muitas pessoas num espaço, contribui mais para a utilização de recursos energéticos do que se existir apenas uma pessoa no mesmo local. Para o caso de existir só uma pessoa pode-se centralizar os recursos disponíveis para a localização da própria pessoa.

A previsão do número de pessoas a frequentar um espaço possibilita a gestão do mesmo, na medida em que se se souber previamente que existe probabilidade de o espaço só ser ocupado na hora X desse dia, então todos os recursos energéticos só devem ser ligados um pouco antes ou a partir dessa hora.

Deste modo definiu-se como objectivo desta dissertação encontrar uma forma de definir esse número de pessoas no futuro numa certa divisão de um determinado edifício. Ou seja, fazer uma previsão. Para prever esse número de pessoas foram estudados alguns métodos, entre eles as RNAs

foram o método que possuía mais vantagens e uma maior probabilidade de sucesso face o objectivo.

Para definir o número de pessoas que está presente num edifício foi usada uma BD desenvolvida por teses anteriores, à qual só foram acrescentados os campos que eram necessários para o desenvolvimento deste sistema. Como existem edifícios com diferentes topologias, existem também diferentes factores que influenciam a presença ou ausência de pessoas no mesmo.

O edifício usado para o estudo foi o Departamento de Engenharia Electrotécnica da Universidade Nova de Lisboa, onde os factores que mais influenciam o fluxo de pessoas presente no mesmo foram assumidos pelo autor, ainda que baseados em dados disponíveis na *Internet*. Para o caso concreto do edifício em estudo foram assumidos factores como: temperatura exterior, temperatura na divisão, hora do dia ou até mesmo o dia de semana, como factores de que a variação do número de pessoas neste tipo de espaço depende.

Visto que as pessoas que se encontram normalmente num edifício do tipo universidade são regradas pelo seu horário, tendem a criar um padrão de ocupação com a duração de uma semana. Ou seja, uma divisão pode ser ocupada, de tempos em tempos, pelas mesmas pessoas, criando assim um padrão de ocupação. Estas observações feitas no passado durante um certo período de tempo são designadas séries temporais. São este tipo de séries que quando estudadas possibilitam afirmar a existência de um padrão.

As séries temporais têm quatro factores principais: tendência, ciclo, sazonalidade e aleatoriedade, que condicionam a sua evolução. Para tentar prever séries com estas características têm de ser escolhidos métodos de previsão com algum cuidado. Dentro dos métodos estudados no capítulo de Previsão, o método que apresentava mais benefícios e o mais eficaz em termos de previsão era a Rede Neuronal. Dentro deste, o método de aprendizagem que apresenta melhores resultados é o método de *Backpropagation*.

As Redes Neurais apresentam resultados eficientes na previsão de séries temporais, mas têm de ser ter sempre escolhidas variáveis de entrada com especial atenção. Concluiu-se que quanto maior o número de entradas de uma rede, maior será a complexidade da mesma, porque quanto mais entradas tiver maior terá de ser o número de neurónios na camada interna. Tal facto foi visto através da comparação de três RNAs: uma RNA com quatro entradas, que descrevia o mês; uma RNA com três entradas, que descrevia os acontecimentos semanais; e uma RNA com quatro entradas, que descrevia os acontecimentos semanais.

A primeira possuía quatro entradas e usava um maior número de dados com a qual a rede iria ser treinada. Foi verificado que a rede não tinha capacidade de generalização suficiente para aprender. Deste modo, quando introduzidos dados na rede, os resultados não eram satisfatórios e o erro de previsão era grande.

Para solucionar este facto, reduziu-se a amostra a ser estudada para semanal e o número de entradas da RNA para menos uma que a RNA anterior. Os resultados obtidos foram melhores, pois

para um número de entradas menor e para uma amostra mais pequena, a rede tem uma maior capacidade de aprender. Contudo, a RNA não tinha a mesma precisão para todos os dias da semana. Foi verificado que esta RNA possuía um erro maior para os dias de fim-de-semana, quando comparado com o erro obtido nos valores dos dias úteis.

Surgiu assim a necessidade de distinguir dias úteis de dias de fim-de-semana, visto terem características diferentes, nomeadamente a quantidade de pessoas que se encontra nesses dias numa divisão. Para isso foi criada uma terceira RNA, com características de ambas as RNAs anteriores, ou seja, composta por quatro entradas e com o objectivo de fazer simulações de amostras semanais. Desta forma, obteve-se uma saída com um erro de previsão mais pequeno, possibilitando uma previsão mais exacta. Esta RNA foi posteriormente utilizada no desenvolvimento do projecto.

Para tentar encontrar a melhor solução foram testados vários modelos de RNA aquando da fase de treino da rede. Estes modelos diferenciavam-se uns dos outros pela variação do número de neurónios da camada interna. Daqui só se utilizava a RNA com menor erro de previsão. Outras variações possíveis poderiam ser a variação da taxa de aprendizagem, ou ainda a variação do número de épocas de treino.

Outro dos testes feitos à RNA foi o facto de se aumentar o conjunto de treino para duas semanas. Ao aumentar esse treino foi possível verificar que não era perdida a capacidade de generalização, ainda que não obtivesse um erro tão pequeno como o teste para uma amostra de uma semana.

Outra conclusão obtida foi relativa à aleatoriedade presente no conjunto de dados a simular. Foi verificado que quanto menor a quantidade de dados a simular e maior o número de amostras usadas no treino, maior vai ser a capacidade da rede de filtrar o ruído causado por factores aleatórios.

No final das previsões, e tal como mostram os testes feitos ao sistema no capítulo anterior, conseguiu atingir-se o objectivo de se obter uma previsão com um erro baixo, ou seja coerente com o histórico que se possuía desses dados. Conclusão, a gestão de um edifício pode ser bastante melhorada com o conhecimento prévio do número de pessoas que vai estar em cada uma das suas divisões no futuro, e as RNAs permitiram que essa previsão fosse possível e eficaz.

O desenvolvimento deste sistema permite perceber que a gestão de um edifício não depende somente dos equipamentos que estão presentes no mesmo. O factor populacional num edifício é um dos factores que mais contribuem para um gasto superior ou inferior de recursos. Dada a importância das pessoas no mesmo criou-se este sistema de gestão como ferramenta de previsão dessas pessoas. Após o conhecimento do número de pessoas o trabalho do gestor de equipamentos do edifício fica mais facilitado.

Bibliografia

- [Azevedo and Rodrigues, 2006] Azevedo, M. and Rodrigues, H. (2006). Educação na empresa: o sujeito trabalhador como foco da produção social.
- [BaijuMax, 2009] BaijuMax (2009). Calling matlab neural network from other exe's. http://www.codeproject.com/KB/DLL/MatlabNN_BKM.aspx. [Online; Acedido a 14-Set-2011].
- [Basel, 2004] Basel, I. (2004). Preparativos para o novo acordo da basileia parte 5: Redes neurais artificiais.
- [Bezdek and Pal, 1992] Bezdek, J. and Pal, S. (1992). Fuzzy models for pattern recognition.
- [Bosaipo, 2001] Bosaipo, C. (2001). Aplicações das redes neurais na previsão do comportamento de mercados financeiros. *Artigo Publicado na revista on-line da Unicamp* <http://www.revista.unicamp.br/navegacao/index2.html>.
- [Chakraborty, 2010] Chakraborty, R. (2010). Fundamentals of neural networks: Soft computing course. http://www.myreaders.info/02-Fundamentals_of_Neural_Network.pdf. [Online; accessed 14-Set-2011].
- [Decision411, 2005] Decision411 (2005). Introduction to arima:nonseasonal models. <http://www.duke.edu/~rnau/411arim.htm>. [Online; accessed 14-Set-2011].
- [Demuth and Beale, 2004] Demuth, H. and Beale, M. (2004). Neural network toolbox. *The Math Works Inc., Cochituate Place*.
- [Dervitsiotis, 2007] Dervitsiotis, K. (2007). On becoming adaptive: The new imperative for survival and success in the 21st century. *Total Quality Management and Business Excellence*, 18(1-2):21–38.
- [Faria et al., 2008] Faria, E., Albuquerque, M., Alfonso, J., Albuquerque, M. P., and Cavalcante, J. (2008). Previsão de séries temporais utilizando métodos estatísticos. http://cbpfindex.cbpf.br/publication_pdfs/NT00308.2011_01_04_11_12_17.pdf. [Online; accessed 14-Set-2011].
- [Ghosh and Reilly, 1994] Ghosh, S. and Reilly, D. (1994). Credit card fraud detection with a neural-network. In *System Sciences, 1994. Vol. III: Information Systems: Decision Support and Knowledge-Based Systems, Proceedings of the Twenty-Seventh Hawaii International Conference on*, volume 3, pages 621–630. IEEE.

- [Guerra Santin et al., 2009] Guerra Santin, O., Itard, L., and Visscher, H. (2009). The effect of occupancy and building characteristics on energy use for space and water heating in dutch residential stock. *Energy and buildings*.
- [Haykin, 1999] Haykin, S. (1999). *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice hall.
- [Hejlsberg et al., 2003] Hejlsberg, A., Wiltamuth, S., and Golde, P. (2003). *C# language specification*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.
- [Iamamoto and Gailland, 1999] Iamamoto, E. and Gailland, R. (1999). Mac 333 a revolução digital e a sociedade do conhecimento. <http://www.ime.usp.br/~is/ddt/mac333/aulas/tema-3-08abr99.html>. [Online; accessed 14-Set-2011].
- [JChampion, 2007] JChampion (2007). A flexible charting library for .net. <http://www.codeproject.com/KB/graphics/zedgraph.aspx>. [Online; accessed 14-Set-2011].
- [Jiyun, 2008] Jiyun, S. (2008). Application of zedgraph to graphic display of multidimensional data. *Computer Development & Applications*, 3.
- [Johnson and Hogg, 1996] Johnson, N. and Hogg, D. (1996). Learning the distribution of object trajectories for event recognition. *Image and Vision Computing*, 14(8):609–615.
- [Kennedy, 2011] Kennedy, M. (2011). Sense respond, designing and governing adaptive organizations. http://www.senseandrespond.com/?page_id=802. [Online; accessed 14-Set-2011].
- [Kirsten et al.,] Kirsten, H., Sasaki, F., Nogueira, A., de Souza, R., Buratti, R., de Souza, V., de Pinho Sepulcri, L., Donaisky, E., dos Santos Filho, E., Reginato, B., et al. Comparação entre os modelos holt-winters e redes neurais para previsão de séries temporais financeiras.
- [Kosko and Burgess, 1998] Kosko, B. and Burgess, J. (1998). Neural networks and fuzzy systems. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 103:3131.
- [Kwok and Lee, 2011] Kwok, S. and Lee, E. (2011). A study of the importance of occupancy to building cooling load in prediction by intelligent approach.
- [Kwok et al., 2011] Kwok, S., Yuen, R., and Lee, E. (2011). An intelligent approach to assessing the effect of building occupancy on building cooling load prediction. *Building and Environment*.
- [Makridakis and Wheelwright, 1989] Makridakis, S. and Wheelwright, S. (1989). *Forecasting methods for management*. Wiley.
- [McMenamin, 1997] McMenamin, J. (1997). Why not phi? a primer for neural networks for forecasting.
- [Migon, 2007] Migon, H. (2007). Análise de séries temporais. *Departamento de Métodos Estatísticos, Instituto de Matemática, UFRJ, Disponível em: <http://acd.ufrj.br/~dani/pdf/slidespartefrequentista.pdf> Acesso em, 4.*
- [Pratap, 1998] Pratap, R. (1998). Getting started with matlab 5-a quick introduction for scientists and engineers. *Getting Started with MATLAB 5-A Quick Introduction for Scientists and Engineers*, by Rudra Pratap, pp. 240. Foreword by Rudra Pratap. Oxford University Press, Oct 1998. ISBN-10: 0195129474. ISBN-13: 9780195129472, 1.

- [Santos, 2011] Santos, J. (2011). Desenvolvimento de uma infra-estrutura de software para suportar conceitos de eficiência energética usando sistemas móveis pró-ativos.
- [SGABCS, 2010] SGABCS (2010). Sociedade gaúcha de aperfeiçoamento biomédico e ciências da saúde - sistema nervoso. <http://www.sogab.com.br/anatomia/sistemanervosojonas.htm>. [Online; accessed 14-Set-2011].
- [Taylor and Buizza, 2002] Taylor, J. and Buizza, R. (2002). Neural network load forecasting with weather ensemble predictions. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 17(3):626–632.
- [Tripp et al., 2006] Tripp, R., Amouzegar, M., and McGarvey, R. (2006). *Sense and respond logistics: integrating prediction, responsiveness, and control capabilities*.
- [Vasco, 2010] Vasco, J. (2010). Estatística de acessos à becre. <http://becre-esct.blogspot.com/2010/06/becre-estatistica-de-frequencia-janeiro.html>. [Online; accessed 14-Set-2011].
- [Vila et al., 2008] Vila, C., Diogo, S., and Vieira, A. (2008). Aprendizagem.
- [Xavier, 2011] Xavier, T. (2011). Desenvolvimento de uma infra-estrutura computacional que visao o aumento da eficiência energética em edifícios através da utilização de redes ad-hoc.
- [Zhao, 2008] Zhao, F. (2008). *Information Technology Entrepreneurship and Innovation*. Information Science Reference.

Apêndice A

Redes Neurais

A.1 Definição

As redes neurais surgiram baseadas no modelo científico dos neurónios humanos, ainda que para distingui-las as primeiras foram apelidadas de Redes Neurais Artificiais. Inicialmente foram implementadas para reconhecimento de padrões tendo mais tarde sido usadas como modelos de previsão [Basel, 2004]. As RNAs conseguem prever baseadas na experiência, possuem com o seu sistema de pesos o poder de assimilar informação. Sendo o conhecimento adquirido através de um processo de aprendizagem e as generalizações baseadas em dados recolhidos no passado.

Segundo [McMenamin, 1997], as redes neurais são modelos não-lineares capazes de aproximar uma ampla variedade de processos geradores de dados.

O modelo de cérebro humano é representado por [Haykin, 1999] através de um diagrama de blocos representado na Figura A.1.

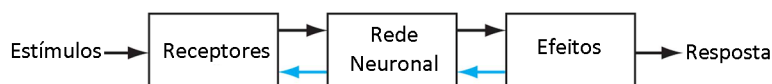


Figura A.1: Diagrama de blocos do funcionamento do sistema nervoso

A figura representa o sistema nervoso humano dividido em *estímulos*, *receptores*, *rede de neurónios*, *efeitos* e *resposta*. Os *estímulos* são acções provenientes do corpo humano que vão activar os *receptores* do cérebro humano de modo a transformar esses estímulos em impulsos eléctricos. Estes últimos serão introduzidos na *rede de neurónios* que fará o tratamento da informação e enviará essa mesma para o local onde será traduzida num efeito. Nesse local determinam-se os *efeitos* a obter transformando os impulsos eléctricos, recebidos da *rede de neurónios*, em *respostas* físicas/químicas do corpo humano. A Figura A.1, representa ainda as transmissões directas de informação que passa no sistema, ilustrado por setas de sua orientação da esquerda para a direita, e ainda transmissões de inversas, ilustradas por setas de orientação contrária às anteriores, que traduzem a resposta ao estímulo.

O cérebro humano é composto por inúmeros neurónios que são responsáveis pela condução do impulso nervoso. A Figura A.2 representa estes neurónio e as partes constituintes do mesmo.

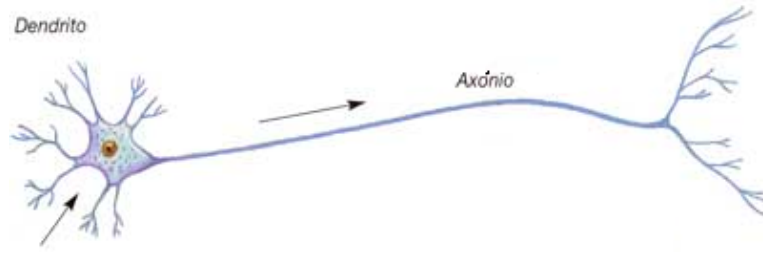


Figura A.2: Neurónio [SGABCS, 2010]

Os neurónios são constituídos por várias partes em que as partes importantes a realçar do mesmo são: o axónio, pelo qual é feita a transmissão do impulso, e as dendrites, pelas quais são recebidas a informação proveniente de outros neurónios. É com base neste constituinte do cérebro que surgem as RNAs.

Estas são constituídas por neurónios artificiais que potenciam a transmissão de informação entre eles. Cada neurónio vai seguir um modelo base representado na Figura A.3. Esta figura é composta por entradas, por ligações que possuem pesos diferenciados, por um somador, uma variável de polarização (*bias*), uma função activação e uma saída.

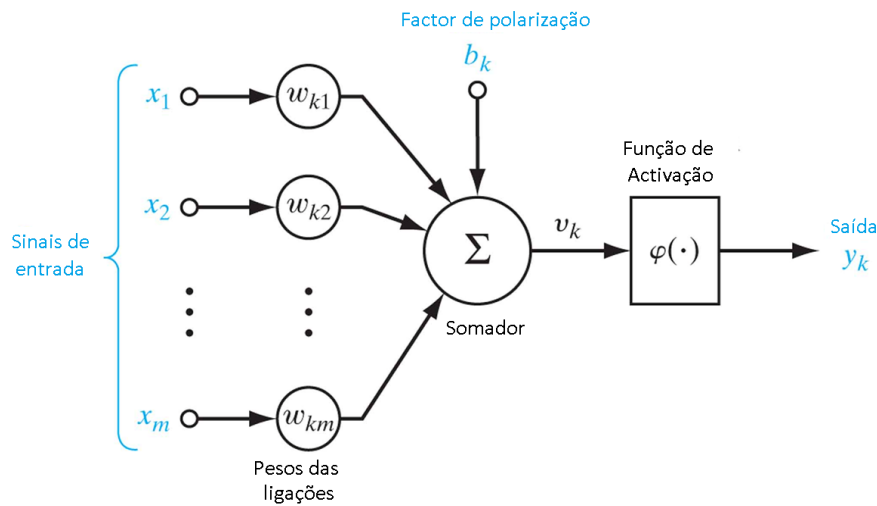


Figura A.3: Modelo de um neurónio artificial [Haykin, 1999]

As entradas podem ser provenientes da entrada da rede neuronal ou da saída de outro neurónio. As ligações recebem essa entrada e multiplicam-na por um peso específico dessa ligação, o qual pode assumir tanto valores positivos como negativos. De seguida são todos introduzidos num somador, juntamente com uma constante de polarização. O resultado da soma é introduzido numa função de activação por forma a obter o valor de saída.

O valor de saída será então dado pelas seguintes equações A.1 e A.2.

$$v_k = \sum_{j=1}^m (w_{kj} x_j) + b_k \quad (\text{A.1})$$

$$y_k = \varphi(v_k) \quad (\text{A.2})$$

A variável k é o neurónio onde está a ser executada a função de activação, m é o número de entradas no neurónio, x_j são as suas entradas, w_{kj} os pesos das várias ligações, y_k a saída e b_k o factor de polarização do neurónio.

A.2 Topologia

A RNA pode ter várias camadas de neurónios. Existe sempre uma camada de entrada e uma de saída, sendo que algumas redes podem ter camadas internas. Quando uma rede não possui nenhuma camada interna diz-se que é de camada única e é representada na Figura A.4.

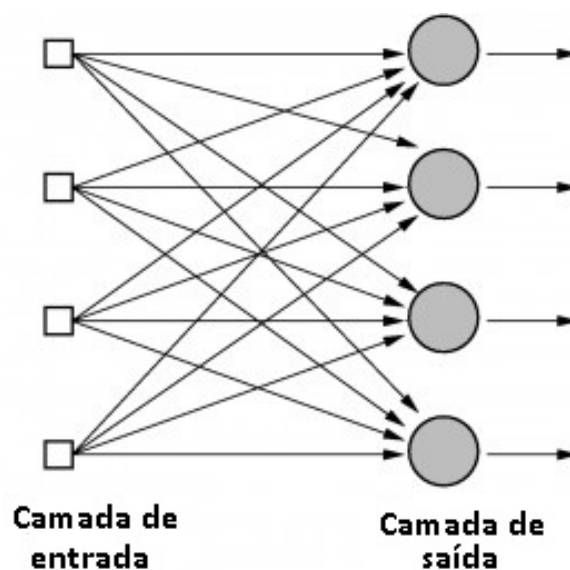


Figura A.4: Modelo de rede com uma camada única de neurónios [Haykin, 1999]

Quando, por outro lado, a rede tem várias camadas, incluindo uma ou mais camadas internas, e consequentemente vários neurónios, todos ligados entre si nas camadas adjacentes, é denominada de multi-camada. Um exemplo dessa topologia é apresentada pela Figura A.5, que representa uma rede neuronal multi-camada com uma camada de entrada, uma camada interna e uma camada de saída.

Em qualquer topologia de uma RNA há dois tipos de sinais que podem circular nela: um sinal de função e um sinal de erro. Estes sinais podem ser observados na Figura A.6.

O sinal de função é o estímulo proveniente da camada de entrada que avança de neurónio para neurónio até à camada de saída. O sinal que chega à saída da rede não possui o mesmo valor que possuía na entrada da rede, porque em cada ligação e neurónio que o sinal passa, este é multiplicado por um peso e é modificado pela função activação, explicadas na secção seguinte. Quando chega à camada de saída o sinal de função é comparado com a resposta desejada, e é da diferença entre os dois valores que se gera o sinal de erro. Este sinal avança em direcção contrária ao sinal de função, ou seja, percorre neurónio a neurónio desde a camada de saída até à camada de entrada, de modo a reajustar valores e consequentemente a ajudar na aprendizagem da rede.

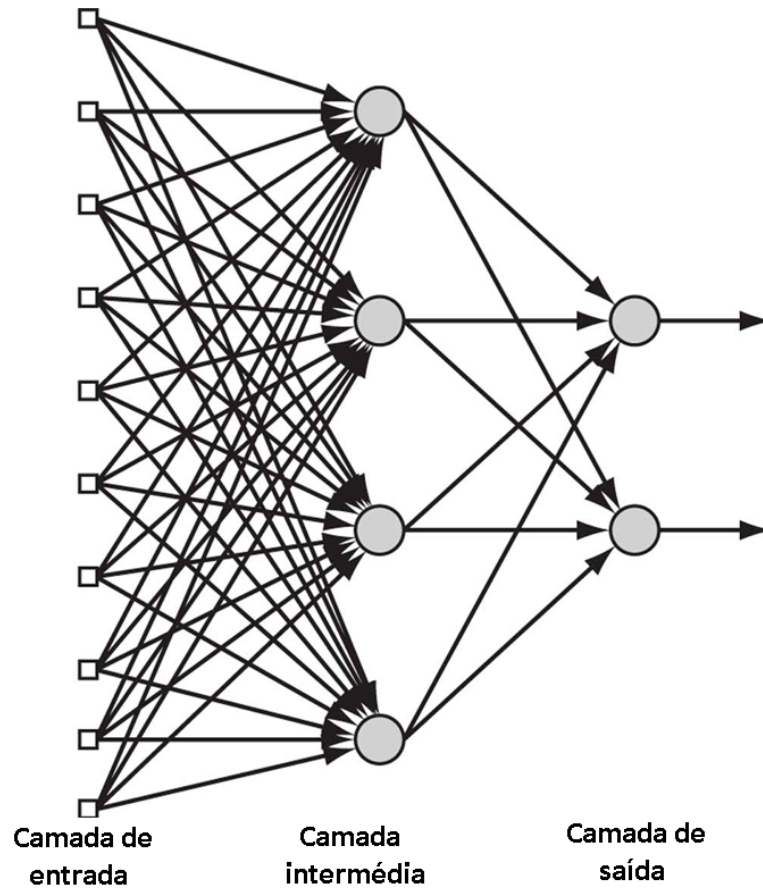


Figura A.5: Modelo de rede com várias camadas de neurónios [Haykin, 1999]

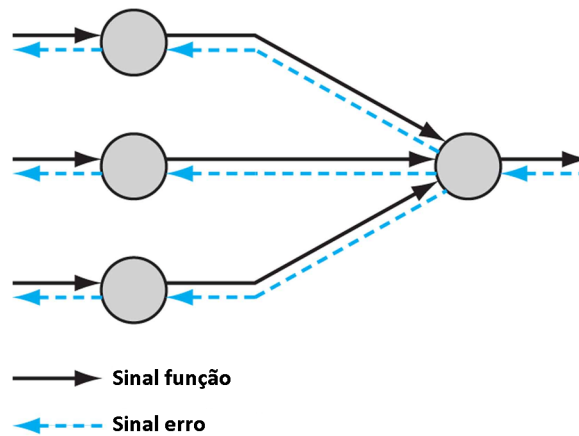


Figura A.6: Modelo de orientação dos sinais que percorrem a rede [Haykin, 1999]

A.3 Função Activação

A função activação é respectiva de um neurónio e utiliza a informação que recebe das saídas dos neurónios que se lhe ligam e dos pesos associados às respectivas ligações. Esta função pode ser de vários tipos e tem como objectivo definir a saída de um neurónio num domínio.

[Haykin, 1999] considera três tipos de função de activação elementares: a função *Threshold*, a função Linear e a função Sigmóide. Estas funções podem ser observadas na Tabela A.1.

Tabela A.1: Descrição das funções de activação

Função de Activação	Expressão Matemática	Domínio
<i>Threshold</i>	$y_k = \begin{cases} 1, & \text{se } v \geq 0, \\ 0, & \text{se } v < 0. \end{cases}$	$[0,1]$
Linear	$y_k = \begin{cases} 1, & \text{se } v \geq +\frac{1}{2}, \\ v, & \text{se } +\frac{1}{2} > v > -\frac{1}{2}, \\ 0, & \text{se } v \leq -\frac{1}{2}. \end{cases}$	$[0,1]$
Sigmóide	$y_k = \frac{1}{1 + \exp(-av)}$	$[0,1]$

A função de *Threshold* tem desvantagens face às outras visto que os valores de saída do neurónio estão fixos em 0 ou 1 e não sendo representados valores intermédios. Este facto traduz-se uma descontinuidade acentuada na origem o que se traduz numa rede não tão eficiente e mais limitada. Para transições mais suaves tem-se o exemplo da função Linear ou da função Sigmóide, em que ambas as funções assumem um intervalo contínuo de valores entre 0 e 1. Contudo a função Linear é melhor para casos lineares, enquanto que para casos em que se quer introduzir não-linearidades na rede se usa a função Sigmóide.

Neste trabalho será utilizada a função Sigmóide, porque apresenta uma transição suave e contínua, o seu domínio $[0,1]$ permite que seja uma ferramenta mais leve para redes neuronais grandes e possui ainda a possibilidade de ser mais exacta em valores que se aproximem muito dos limites do domínio. Ou seja, existem situações em que a resposta se aproxima muito de 0, ou de 1, e estas situações podem ser definidas de uma maneira mais eficiente e precisa usando a função Sigmóide.

A.4 Aprendizagem e Treino

Segundo [Vila et al., 2008] a aprendizagem é a incorporação de um novo conhecimento no quotidiano do sujeito. Ou seja todos os novos conceitos adquiridos são fruto da aprendizagem.

Existem processos que têm sido desenvolvidos ao longo dos anos de modo a facilitar a aprendizagem de um conceito, ou ainda de modo a reduzir o trabalho humano a atingir um objectivo. Com o desenvolvimento de algoritmos de aprendizagem inerentes a esses processos, existe uma maior facilidade e rapidez para atingir certas metas. Em alguns casos estas metas conseguem ser atingidas por vias diferentes das conseguidas por uma pessoa e por vezes com maior rapidez.

A aprendizagem no caso das RNAs é conseguida através da adaptação da rede aos dados. Existem vários algoritmos de aprendizagem, dos quais se podem destacar:

- Correção do erro ou de Gradiente descendente.

Least Mean Square.

Backpropagation.

- Baseada na memória.
- *Hebbian.*
- Competitiva.

Os algoritmos de aprendizagem tal como mostra a Figura A.7, podem ser divididos em algoritmos de Aprendizagem: Supervisionada, Reforçada e Não Supervisionada.

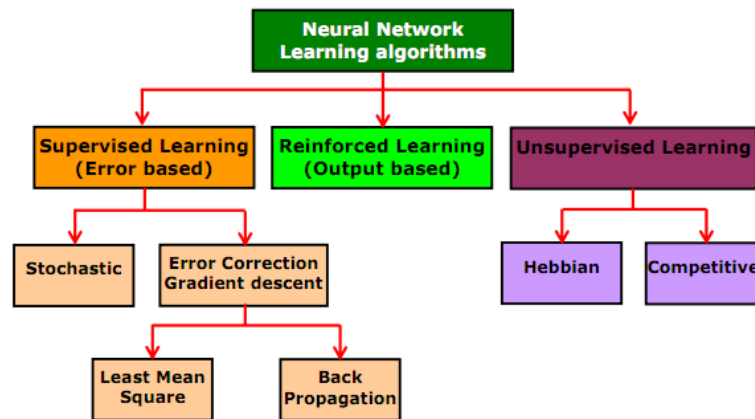


Figura A.7: Classificação de algoritmos de aprendizagem [Chakraborty, 2010]

O primeiro tipo de aprendizagem, Aprendizagem Supervisionada, é baseado num método de correcção de erro, onde o erro que se obtém à saída, é fruto da diferença entre a saída esperada e a obtida. O erro gerado é usado para influenciar os parâmetros do resto da rede de modo a melhorar a sua eficácia. Dentro deste tipo de aprendizagem encontram-se os métodos de *Backpropagation* e de *Least Mean Square*. Os dois métodos são semelhantes na forma como tratam o sinal de erro, contudo o método de *Least Mean Square* usa a função de activação Linear e as suas entradas e saídas são contínuas, enquanto que o método de *Backpropagation* usa a função de activação conhecida como Sigmóide.

O segundo tipo, Aprendizagem Reforçada, permite saber se o valor de saída é correcto ou não, ainda que não fornece dados para saber o erro. É a informação do erro de saída que é usada para a aprendizagem da rede.

O terceiro tipo, Aprendizagem Não Supervisionada, não utiliza o sinal de erro para a aprendizagem da rede. Este método usa os padrões recebidos à entrada da rede para se adaptar e aprender. Estes padrões são caracterizados como elementos para classificação, enquanto que os neurónios são utilizados como classificadores. Dentro deste grupo de algoritmos distinguem-se o método de *Hebbian* e o método de aprendizagem Competitiva. No primeiro método, de *Hebbian*, o peso da ligação entre neurónios aumenta se os dois neurónios, ainda que em lados diferentes, forem activados ao mesmo tempo. Por outro lado se não forem activados ao mesmo tempo o peso da ligação diminui. No segundo método, de aprendizagem Competitiva, os neurónios competem pela resposta ao estímulo. Assim surgem grupos de neurónios que respondem juntos a certos padrões de entrada.

Segundo [Chakraborty, 2010], os métodos mais utilizados são o primeiro e o terceiro. Dentro desta escolhas [Haykin, 1999] descreve a aprendizagem baseada em *Backpropagation*, como o algoritmo *standard* para o treino de redes neuronais multi-camada, sendo este o método de aprendizagem que irá ser adoptado para o desenvolvimento da rede neuronal.

Esta fase de treino consiste na introdução de um conjunto de dados de entrada na rede, fornecendo ainda o conjunto de saída ideal. Desta forma a rede tentará aprender, através de um método iterativo, até conseguir minimizar o erro de saída. No caso em estudo, a aprendizagem através de *Backpropagation*, utiliza a variação dos pesos das ligações entre neurónios de modo a aproximar-se o melhor possível dos valores esperados.

Para a RNA conseguir aprender é necessário que lhe seja introduzido um conjunto de treino variado e se possível com um grande número de amostras. Um conjunto de treino com essas características faz com que no final do treino a rede atinja uma capacidade de generalização elevada. Ou seja, para um conjunto de entrada válido, a rede vai conseguir encaixar esses dados no padrão anteriormente aprendido, e apresentar soluções coerentes. Se, por outro lado, o conjunto de treino for limitado haverão dados que a rede não aprendeu e por isso não os conseguirá determinar, gerando saídas com um erro maior. Desta forma considera-se que a rede não aprendeu bem, ou seja torna-se uma rede com pouca capacidade de generalização e que não pode ser usada para previsão.

A.5 Backpropagation

O algoritmo de *Backpropagation* é composto por duas fases: uma fase progressiva denominada *Feed-Forward* e uma fase regressiva de sentido contrário à primeira denominada *Feed-Backward*.

A fase progressiva é a fase que leva o sinal desde a camada de entrada até à camada de saída, e já foi falada neste capítulo sendo baseada nas equações A.1 e A.2.

Depois de acabada a fase progressiva, é na fase regressiva que os neurónios da última camada vão calcular o erro de saída através da equação A.3.

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (\text{A.3})$$

A variável e_j é o erro à saída da rede, d_j é o valor desejado que se gostaria de obter na saída da rede, y_j é a saída obtida na camada de saída, j é o neurónio de saída e n é o número da iteração que está a ocorrer.

Depois de calculado o erro, sendo fruto da diferença do valor obtido com o valor esperado, o mesmo é propagado pela rede. Este vai servir, na fase de treino, para recalculer o valor do peso de cada ligação entre neurónios. A correcção do peso é dada pela derivada do erro em relação ao peso, e vai ser expressa pela equação A.4.

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (\text{A.4})$$

Δw é a correcção a ser feita ao peso w , η é a taxa de aprendizagem, δ é o gradiente local e y é o valor obtido na camada de saída.

O gradiente local δ dá a direcção da variação do peso, cujo objectivo é ser descendente para minimizar o erro. δ é determinado através das equações A.5 e A.6.

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial v_j(n)} \quad (\text{A.5})$$

$$\delta_j(n) = e_j(n) a y_j(n) (1 - y_j(n)) \quad (\text{A.6})$$

Este algoritmo é repetido, tal como foi descrito anteriormente, várias vezes até ser atingido um critério de paragem. Os critérios de paragem podem ser:

- Quando se tiver encontrado um mínimo local na superfície de erro.
- Quando o erro atinge um valor mínimo determinado.
- Quando o número de treinos chegar a um número de treinos máximo determinado.
- Enquanto o erro diminuir continuam-se com os treinos, quando o erro começar a aumentar a rede guarda os valores para o melhor erro até ao momento, para depois serem usados no teste.

A.6 Dados a utilizar na rede

Como foi visto anteriormente a RNA precisa de dados de entrada que vão ser utilizados na aprendizagem da rede. Para o caso em estudo os dados de entrada vão ser séries temporais representativas das observações feitas no passado à variação da ocupação de pessoas nas divisões de um edifício. Os dados a introduzir nas entradas da rede têm de ser normalizados, visto que o domínio da função de activação, que irá estar presente em cada neurónio da rede, está contido entre $[0,1]$, como é possível verificar na Tabela A.1.

A.7 Aplicações

As RNAs são utilizadas hoje em dia com inúmeras funções. As RNAs são usadas essencialmente em reconhecimento de padrões e na previsão de dados.

Quando usadas para reconhecimento são exemplos de aplicações para: o reconhecimento facial, o reconhecimento de trajetórias [Johnson and Hogg, 1996], o uso de robots de reconhecimento [Kosko and Burgess, 1998], na actividade financeira com as análises de mercado, controlo de processos industriais, a actividade bancária com a detecção de fraudes de cartão de crédito, entre outros.

No caso da detecção de fraudes de contas de crédito, esta aplicação foi pedida por um banco americano chamado *Mellon Bank*. Este sistema consiste no uso de RNA para reconhecer o uso fraudulento de cartões de crédito com base em padrões criados no passado. O conjunto de treino recolhido foi um grande número de amostras de transacções feitas entre cartões de créditos, por exemplo devido a cartões perdidos, roubados, falsificados ou com aplicações fraudulentas. O teste da rede foi feito com toda a actividade registada nos dois meses anteriores. Conclui-se que a rede detectou mais fraudes do que usando programas baseados em procedimentos de detecção de fraude.[Ghosh and Reilly, 1994] Depois deste facto outros bancos começaram a usar esta tecnologia.

Quando usadas para previsão, as redes neuronais são aplicadas em: previsão de temperatura [Taylor and Buizza, 2002], previsão de séries temporais financeiras [Kirsten et al.,], previsão do

comportamento do mercado financeiro [Bosaipo, 2001], entre outros.

No caso do uso de RNAs para a previsão são usadas observações do passado para produzir conhecimento a respeito da dinâmica do sistema, que é representado pela rede. A previsão do comportamento do mercado financeiro, tendo como objectivo a estratégia de compra e venda de acções, utiliza as RNAs de modo a prever bons investimentos. A aprendizagem é feita com os dados observados no passado. Após o treino utilizam-se dados de cotações e dados de volumes negociados nos dez dias anteriores na entrada da rede e depois são recolhidos à saída da rede neuronal, através de dois neurónios isolados, a cotação e volume no dia posterior ao da análise. Desta forma os investidores podem tomar decisões com ajuda das previsões das redes neuronais. [Bosaipo, 2001]

Para o caso em estudo, as RNAs foram escolhidas, devido às suas potencialidades na área da previsão das séries temporais.